

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

ORLANDO CATARINO DA SILVA

ANÁLISE MULTIVARIADA E CONFIABILIDADE ESTRUTURAL NO ESTUDO DE
RISCOS EM BLOCOS DE CONCRETO DE BARRAGENS ALTAMENTE
INSTRUMENTADAS

CURITIBA

2016

ORLANDO CATARINO DA SILVA

ANÁLISE MULTIVARIADA E CONFIABILIDADE ESTRUTURAL NO ESTUDO DE
RISCOS EM BLOCOS DE CONCRETO DE BARRAGENS ALTAMENTE
INSTRUMENTADAS

Tese apresentada ao curso de doutorado em Métodos Numéricos em Engenharia, do Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Setor de Tecnologia e Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, na área de concentração de Programação Matemática e na linha de pesquisa Estatística Aplicadas à Engenharia.

Orientador: Prof. Dr. Jair Mendes Marques

CURITIBA

2016

S586a

Silva, Orlando Catarino da

Análise multivariada e confiabilidade estrutural no estudo de riscos em blocos de concreto de barragens altamente instrumentadas/ Orlando Catarino da Silva. – Curitiba, 2016.

125 f. : il. color. ; 30 cm.

Tese - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, 2016.

Orientador: Jair Mendes Marques .

Bibliografia: p. 107-113.

1. Barragens de concreto - Análise de riscos. 2. Confiabilidade (Engenharia). 3. Análise fatorial. I. Universidade Federal do Paraná. II. Marques, Jair Mendes. III. Título.

CDD: 627.80289



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
Setor CIÊNCIAS EXATAS
Programa de Pós Graduação em MÉTODOS NUMÉRICOS EM
ENGENHARIA
Código CAPES: 40001016030P0

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em MÉTODOS NUMÉRICOS EM ENGENHARIA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Tese de Doutorado de **ORLANDO CATARINO DA SILVA**, intitulada: "**ANÁLISE MULTIVARIADA E CONFIABILIDADE ESTRUTURAL NO ESTUDO DE RISCO EM BLOCOS DE CONCRETO DE BARRAGENS ALTAMENTE INSTRUMENTADAS**", após terem inquirido o aluno e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua

APROVAÇÃO.

Curitiba, 01 de Abril de 2016.


Prof JAIR MENDES MARQUES (UFPR)
(Presidente da Banca Examinadora)


Prof ANSELMO CHAVES NETO (UFPR)


Prof INÁCIO ANDRUSKI GUIMARÃES (UTFPR)


Prof SACHIKO ARAKI LIRA (UFPR)


Prof SANTI DE CARVALHO RUTZ DA SILVA (UTFPR)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, por me dar forças para prosseguir essa jornada até esse momento, aos meus familiares, à Universidade Federal do Paraná (UFPR), ao Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, à Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE), ao Parque Tecnológico de Itaipu (PTI), ao Centro de Estudos Avançados e Segurança de Barragens (CEASB), à Itaipu e todos profissionais de segurança de barragens que lá trabalham, aos meus colegas de turma e Professores e a todos meus amigos que com incentivos contribuíram com essa conquista.

Orlando C. da Silva

A verdadeira felicidade não está na conquista, e sim na busca.

Desconhecido.

RESUMO

Um plano de instrumentação detalhado é uma das formas de verificar as reais condições de segurança apresentadas por uma estrutura. O objetivo dessa pesquisa foi desenvolver uma metodologia para análise de risco em blocos de concreto de barragens altamente instrumentadas através da análise fatorial. Na metodologia proposta identificou-se os instrumentos que são altamente correlacionados, e, com a aplicação da análise fatorial, determinou-se os fatores latentes que podem estar associados às anomalias na estrutura. A partir dos dados, testes estatísticos foram aplicados para confirmação das hipóteses necessárias. Comprovadas as hipóteses testadas utilizou-se os resultados como base para a determinação de uma função de desempenho multivariada para a análise de confiabilidade estrutural, assumindo que a estrutura do bloco constitui um sistema altamente interligado, possibilitando o monitoramento dos modos de falha e o cálculo de estimativas da probabilidade dos eventos de falha do sistema. Para o caso do bloco-chave de Itaipu, obteve-se cinco modos de falhas e suas regiões críticas, o que possibilita o monitoramento dessas anomalias e as estimativas de suas probabilidades de falha. Com os resultados obtidos pode-se concluir que o método é eficiente quando aplicado a um bloco de concreto instrumentalizado.

Palavras-chaves: Análise Fatorial. Confiabilidade Estrutural. Modos de Falha.

ABSTRACT

A detailed instrumentation plan is one way to verify the actual security conditions presented by a structure. The objective of this research was to develop a methodology for risk analysis in concrete blocks of highly instrumented dams through factor analysis. In the proposed methodology it was identified instruments that are highly correlated, and with the application of factor analysis, it was determined the latent factors that may be associated with abnormalities in the structure. From the data, statistical tests were used to confirm the necessary hypothesis. Proven the tested hypotheses it was used results as a basis for determining a multivariate performance function for the analysis of structural reliability, assuming that the block structure is a highly interconnected system enabling monitoring of failure modes and calculating estimates of the probability of system failure events. In the case of Itaipu the key block, was obtained five failure modes and their critical regions, which enables the monitoring of these anomalies and estimates of their failure probabilities. With these results we can conclude that the method is effective when applied to a concrete block instrumented.

Key-words: Factor Analysis. Structural reliability. Failure Modes.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – TRANSFORMAÇÃO DAS VARIÁVEIS X_1 E X_2 EM VARIÁVEIS NORMAIS PADRÃO.	35
FIGURA 2 – REPRESENTAÇÃO ESQUEMÁTICA DO SISTEMA DE BARRAGEM DE TERRA	36
FIGURA 3 – DIAGRAMA DE ÁRVORES	37
FIGURA 4 – REPRESENTAÇÃO DA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE	38
FIGURA 5 – REPRESENTAÇÃO DE SISTEMAS NA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE	39
FIGURA 6 – REPRESENTAÇÃO DE SISTEMAS MISTO NA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE	41
FIGURA 7 – REDUÇÃO SUCESSIVA DO SISTEMA	42
FIGURA 8 – CONDIÇÕES DE CARGA BÁSICA E FORMAS DE INSTABILIZAÇÃO DE BARRAGENS DE GRAVIDADE DE CONCRETO . .	45
FIGURA 9 – CORRELAÇÃO ENTRE OS TIPOS DE INSTRUMENTOS E A DETERIORAÇÃO DE BARRAGENS DE CONCRETO	46
FIGURA 10 – ESQUEMA DE BLOCOS CHAVES NA BARRAGEM DE ITAIPU	55
FIGURA 11 – INSTRUMENTAÇÃO TÍPICA DA BARRAGEM DE GRAVIDADE ALIVIADA	57
FIGURA 12 – BLOCO DO TIPO GRAVIDADE ALIVIADA	60
FIGURA 13 – BLOCO DE CONTRAFORTES	61
FIGURA 14 – BLOCO DO VERTEDOURO	63
FIGURA 15 – FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA	72
FIGURA 16 – FORÇAS ATUANTES NA SEÇÃO DE UMA BARRAGEM À GRAVIDADE	78
FIGURA 17 – GRÁFICO DO PÊNDULO DIREITO COM OS LIMITES DE ESPECIFICAÇÃO DE PROJETO DEFINIDOS NO INÍCIO DA CONSTRUÇÃO	79
FIGURA 18 – GRÁFICO DO EXTENSÔMETRO MÚLTIPLO COM OS LIMITES DE ESPECIFICAÇÃO DE PROJETO DEFINIDOS NO INÍCIO DA CONSTRUÇÃO	79
FIGURA 19 – FLUXOGRAMA DO ALGORITMO PARA DETERMINAR OS MODOS DE FALHA	83
FIGURA 20 – REPRESENTAÇÃO DAS REGIÕES CRÍTICAS	84
FIGURA 21 – REGIÃO CRÍTICA DO ESCORREGAMENTO NA BRECHA D .	93
FIGURA 22 – REGIÃO CRÍTICA DA SUBPRESSÃO NA BREJA D	94
FIGURA 23 – REGIÃO CRÍTICA DO ESCORREGAMENTO NA JUNTA D . . .	95

FIGURA 24 – REGIÃO CRÍTICA DA FLUÊNCIA	96
FIGURA 25 – REPRESENTAÇÃO EM SISTEMA DO EVENTO CORRESPON- DENTE A FLUÊNCIA	96
FIGURA 26 – REPRESENTAÇÃO EM SISTEMA DO EVENTO CORRESPON- DENTE AO TOMBAMENTO	97
FIGURA 27 – REGIÃO CRÍTICA DO TOMBAMENTO À JUSANTE	97

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – TRANSFORMAÇÕES PARA NORMALIZAÇÃO	26
QUADRO 2 – INSTRUMENTAÇÃO DE ITAIPU	59
QUADRO 3 – INSTRUMENTOS DO VERTEDOURO	64
QUADRO 4 – DESLOCAMENTOS MÁXIMOS NA DIREÇÃO DO FLUXO(mm)	65
QUADRO 5 – DESLOCAMENTOS MÁXIMOS NA DIREÇÃO NORMAL DO FLUXO(mm)	66
QUADRO 6 – ASSOCIAÇÃO DOS INSTRUMENTOS COM AS ANOMALIAS .	71
QUADRO 7 – RELACIONAMENTO DOS INSTRUMENTOS DE BARRAGENS DE CONCRETO COM AS ANOMALIAS	71
QUADRO 8 – INSTRUMENTOS INSTALADOS NO BLOCO A-15 DO VERTE- DOURO	74
QUADRO 9 – TESTE LILIEFORS	91
QUADRO 10 – QUADRO DE COMBINAÇÃO DOS FATORES	99
QUADRO 11 – QUADRO DOS INTERVALOS RELACIONADOS ÀS REGIÕES CRÍTICAS	101
QUADRO 12 – PESOS OU CARGAS FATORIAIS	115
QUADRO 13 – COEFICIENTES DOS ESCORES FATORIAIS	116

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DADOS SINTÉTICOS	103
TABELA 2 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DADOS REAIS	104
TABELA 3 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DADOS MODIFICADOS	105

LISTA DE ABREVIATURA E SIGLAS

KS	Teste de Kolmogorov-Smirnov
ANA	Agência Nacional de Águas
IE	Instituto de Engenharia
PNSB	Sistema Nacional de Informações sobre Segurança de Barragens
LF	Teste de Normalidade Lilliefors
AF	Análise Fatorial
KMO	Critério de Kaiser-Meyer-Olkin
AAE	Análise de Árvore de Eventos
KDD	Descoberta de Conhecimento em Base de Dados
FOSM	Método Segundo Momento de Primeira Ordem
FORM	Método de Confiabilidade de Primeira Ordem
SORM	Método de Confiabilidade de Segunda Ordem
MFOSM	Método Primeira-Ordem Segundo Momento
AFOSM	Método Avançado de Primeira Ordem Segundo Momento
RSM	Método de Superfície de Resposta
RSF	Função de Superfície de Resposta Quadrática
MEF	Método dos Elementos Finitos
SSA's	Solicitações de Serviços Aperiódicos
ADAS	Aquisição Automática de Dados

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	RELEVÂNCIA	16
1.2	O PROBLEMA	17
1.3	OBJETIVOS	18
1.3.1	Objetivo Geral	18
1.3.2	Objetivos Específicos	18
1.4	LIMITAÇÕES	18
1.5	JUSTIFICATIVA	19
1.6	ESTRUTURA DA TESE	19
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	21
2.1	ANÁLISE MULTIVARIADA	21
2.2	TESTES DE NORMALIDADE	22
2.2.1	Teste de Normalidade Multivariada	22
2.2.2	Teste de Normalidade Univariada	23
2.2.2.1	Teste de Kolmogorov-Smirnov	23
2.2.2.2	Teste de Normalidade de Lilliefors	24
2.3	TÉCNICAS DE TRANSFORMAÇÕES	25
2.4	ANÁLISE FATORIAL	26
2.4.1	O Modelo Fatorial Ortogonal	27
2.4.2	Método das Componentes Principais	29
2.4.3	Escore Fatoriais	30
2.5	ADEQUABILIDADE DO MODELO FATORIAL	30
2.5.1	Teste de Esfericidade de Bartlett	31
2.5.2	Crítério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	31
2.6	CONCEITOS DA CONFIABILIDADE ESTRUTURAL	32
2.7	ANÁLISE DE CONFIABILIDADE ESTRUTURAL DE SISTEMAS	35
2.7.1	Árvore de Eventos	36
2.7.2	Probabilidade de Sistemas Estruturais	38
2.8	A SEGURANÇA DE BARRAGENS	41
2.8.1	Monitoramento da Barragem	44
2.9	APLICAÇÕES DA CONFIABILIDADE ESTRUTURAL	46
2.9.1	Avaliação de Risco em Barragens	46
2.9.2	Análise de Confiabilidade de Sistemas Complexos	50
3	INSTRUMENTAÇÃO E MONITORAMENTO	55
3.1	INSTRUMENTAÇÃO	55

3.2	CARCTERÍSTICAS DOS BLOCOS CONSTRUÍDOS	57
3.2.1	Gravidade Aliviada	60
3.2.2	Barragem de Contrafortes	61
3.3	BLOCO DO VERTEDOIRO	62
3.3.1	Instrumentação e Monitoramento do Bloco do Vertedouro	63
3.3.2	Comportamento Estrutural	65
3.3.2.1	Deslocamentos	65
3.3.2.2	Tensões	67
3.3.3	Comportamento das Fundações	67
3.3.3.1	Extensômetros	67
3.3.3.2	Piezometria	67
3.3.3.3	Vazões	68
3.4	CORRELAÇÕES DOS INSTRUMENTOS COM AS ANOMALIAS . .	68
4	MATERIAL E MÉTODO	72
4.1	CARACTERIZAÇÃO DO MÉTODO PARA O CASO GERAL	73
4.1.1	Análise Fatorial	75
4.1.2	Extração dos Fatores	75
4.2	DETERMINAÇÃO DOS MODOS DE FALHA	77
4.2.1	Determinação das Regiões Críticas	83
4.3	MODELO MATEMÁTICO PARA O CASO GERAL	84
4.4	PROBABILIDADE DE FALHA	86
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	89
5.1	APLICAÇÃO DO MODELO GERAL PARA BLOCO-CHAVE A-15 DA BARRAGEM DE ITAIPU	89
5.1.1	Testes Estatísticos	89
5.1.1.1	Teste de Normalidade Multivariada	89
5.1.1.2	Teste de Esfericidade de Bartlett	89
5.1.1.3	Cálculo de KMO	89
5.1.2	Extração dos Fatores	90
5.1.3	Adequação dos Escores Fatoriais	90
5.2	DETERMINAÇÃO DOS MODOS DE FALHA	91
5.2.1	Escorregamentos e Subpressões	92
5.2.2	Fluência	95
5.2.3	Tombamento à Jusante	96
5.3	MODELO MATEMÁTICO	98
5.3.1	Escorregamento na Brecha D	100
5.3.2	Subpressão na Brecha D	100
5.3.3	Escorregamento Junta D	101
5.3.4	Fluência	101

5.3.5	Tombamento	101
5.4	VALIDAÇÃO DO MODELO MATEMÁTICO	102
6	CONCLUSÃO	106
	REFERÊNCIAS	108
	APÊNDICE A – FATORES	115
	APÊNDICE B – COEFICIENTES	116
	APÊNDICE C – ALGORITIMOS IMPLEMENTADOS . . .	117

1 INTRODUÇÃO

1.1 RELEVÂNCIA

A construção da Hidrelétrica de Itaipu foi de grande importância para o desenvolvimento do país e demonstrou a grande capacidade da engenharia brasileira. Uma obra muito avançada que envolveu em sua construção profissionais de alta capacidade técnica. No entanto, uma obra tão grande requer muita vigilância. No mundo todo a segurança de barragens é um assunto muito discutido, e o Brasil mostra-se preocupado com a "saúde" de suas barragens.

Em outubro de 2002, o banco mundial publicou o livro *Regulatory frameworks for dam safety*, contendo modelo de regulamento, operação, manutenção e inspeção de barragens. Nesse documento, o significado de segurança de barragens engloba fatores que contribuem para a operação com segurança da estrutura e obras complementares, o risco potencial para a vida humana, aspectos sanitários e de saúde pública, danos a propriedades e proteção da área no entorno do reservatório. A segurança tem a ver com a operação adequada, manutenção, inspeção e planos de emergência para lidar com situações de risco ao meio ambiente, assim como definição das medidas mitigadoras dos impactos ambientais.

Segundo estimativas, no Brasil existem cerca de 13.529 barragens cadastradas e distribuídas pelos setores usuários ou produtivos da seguinte maneira: 11.748 usos múltiplos (87%), 1.261 para geração de energia hidrelétrica (9%), 264 de rejeitos de mineração (2%) e 256 de resíduos industriais (2%) (ANA, 2013). A Agência Nacional de Águas do Brasil (ANA) estimou que cerca de 200 barragens podem estar em perigo de fracassar (SCALETTA; MESANIA; OSTERLE, 2012). O sinal de alerta veio com o rompimento da barragem de Algodões, no Piauí, em 2009 (SAYÃO, 2014).

Segundo Sayão (2014) o IE (Instituto de Engenharia) localizado em São Paulo, divulgou que muitas barragens rompem no país e destaca que em reunião técnica realizada na ANA (Agência Nacional de Águas), horas antes da tragédia do Piauí, falou-se em 800 acidentes ou incidentes com barragens brasileiras nos últimos oito anos. Assim, em média, a cada três ou quatro dias, uma barragem apresenta graves problemas no Brasil.

O 3º Simpósio de segurança de barragens realizado nos dias 18 e 19 de novembro de 2008 em Salvador, teve como tema principal "Barragens Contemporâneas: Conhecimento, Durabilidade, Riscos e Falhas". Nesse evento foram discutidos os acidentes ocorridos em barragens nos últimos 50 anos, fato que ocasionou na busca de providências como elaboração de manuais de inspeção e segurança, análises refinadas por processos computacionais, uso de sistemas remotos de auscultação, análises de riscos e implementação de planos emergenciais.

Em 20 de setembro de 2010 entrou em vigor a lei Nº 12.334 que estabelece a política

nacional de segurança de barragens destinadas à acumulação de água para quaisquer usos, à disposição final ou temporária de rejeitos e à acumulação de resíduos industriais, e criou o Sistema Nacional de Informações sobre Segurança de Barragens (PNSB).

No art. 2º item III dessa lei, a segurança de barragens é definida como sendo a providência de condições que visam manter a sua integridade estrutural e operacional e a preservação da vida, da saúde, da propriedade e do meio ambiente.

Em seguida veio a resolução Nº144 de 10 de julho de 2012, que estabelece diretrizes para implantação da política nacional de segurança de barragens, aplicação de seus instrumentos e atuação do sistema nacional de informação sobre segurança de barragens, em atendimento ao artigo 20 da lei Nº12.334 mencionada anteriormente.

Diante disso, um meio para diagnosticar a segurança da barragem é de grande valia. Para tanto, é necessário a construção de um modelo matemático, que utilizam os dados obtidos dos vários instrumentos instalados na barragem. Um bom modelo seria capaz de fazer previsões futuras, possibilitando a melhor tomada de decisão em tempo hábil.

1.2 O PROBLEMA

A usina hidrelétrica de Itaipu é composta por 115 blocos sendo que 15 são blocos-chaves. Em uma estrutura desse porte, mecanismo para monitorar a segurança é de grande importância para manter o funcionamento adequado, dando proteção as pessoas que lá trabalham ou dela dependem.

Procuram-se neste trabalho encontrar um mecanismo alternativo para realizar o monitoramento de possíveis anomalias nos blocos chaves da barragem de Itaipu, e para esse estudo foi selecionado o bloco-chave $A - 15$, que é um dos blocos do vertedouro. Esse bloco foi escolhido por possuir características e leituras diferentes dos demais. Um bloco-chave se destaca dos demais por ser altamente instrumentalizado. Assim, é possível medir várias variáveis que mostram o comportamento do bloco ao longo dos anos, tais como, deslocamento, temperatura, subpressão.

Ao conversar com os técnicos da usina, descobriu-se que alguns instrumentos desse bloco apresentam dados fora dos limites de especificação que foram definidos no início da construção pelas normas técnicas, porém, o bloco não apresenta nenhuma anomalia ou até esse momento algum perigo. O fato dos instrumentos não apresentarem dados dentro da margem de segurança pode estar ligado a alguma falha na instrumentação, lembrando que muitos foram instalados no início da obra e já possuem 30 anos de uso, ou também a uma nova realidade, apresentam dados diferentes pelo fato da geologia do local ter sofrido algumas alterações durante os anos, mas sem nenhum prejuízo da estrutura.

Diante disso, busca-se um meio de determinar os novos intervalos de segurança para os principais instrumentos do bloco, que indiquem uma mudança radical no comportamento das leituras, que podem ser determinados utilizando técnicas estatísticas e um

modelo matemático estatístico que utilize as séries multivariadas para avaliar a segurança do bloco. Esse é o problema tratado nesse trabalho.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver uma metodologia para análise de risco em blocos de concreto de barragens altamente instrumentadas através da Análise Fatorial.

1.3.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são:

1. Analisar as funções de todos os instrumentos instalados em um bloco-chave da barragem de Itaipu;
2. Avaliar os períodos das medições de cada instrumento e deixá-los padronizados;
3. Aplicar análise fatorial na matriz multivariada temporal gerada pelas leituras dos instrumentos instalados no bloco em estudo;
4. Avaliar a associação dos fatores e as possíveis anomalias;
5. Construir um modelo matemático como função de desempenho que seja capaz de monitorar o bloco;
6. Aplicar os conceitos da confiabilidade estrutural aos dados considerando o modelo matemático para calcular estimativas da probabilidade de cada evento de falha.

1.4 LIMITAÇÕES

As maiores dificuldades encontradas para realizar esse trabalho foram:

1. Padronização dos dados, devido ao fato das leituras apresentarem muitos valores repetidos para uma mesma data e periodicidade de leituras diferentes;
2. Dificuldade de encontrar documentos que indiquem quais os intervalos de projeto, e outras informações relevantes, para os instrumentos estudados;
3. Dificuldade de encontrar livros e manuais que indiquem como relacionar os instrumentos com as anomalias.

A primeira dificuldade foi sanada com a padronização mensal dos dados através da média, já as demais, com o apoio dos profissionais em segurança de barragem de Itaipu e da equipe técnica do CEASB, que forneceram os materiais necessários para compreensão dos instrumentos e de todo sistema estrutural.

1.5 JUSTIFICATIVA

A segurança das barragens constitui uma preocupação permanente para as entidades governamentais, tanto por sua importância econômica específica como pelo risco potencial que representa a possibilidade de ruptura ou outro acidente grave. A justificativa desse trabalho consiste em garantir novos meios tecnológicos que busquem identificar riscos potenciais que possam afetar a vida da população de forma significativa.

1.6 ESTRUTURA DA TESE

O capítulo 2 trata da revisão bibliográfica pesquisada para o tratamento do problema. Esse capítulo está dividido em 6 seções onde estão distribuídos os conceitos teóricos relevantes ao tema, tais como a Análise Multivariada, Análise Fatorial e alguns testes para confirmação da normalidade multivariada e univariada. É encontrado nesse capítulo os conceitos teóricos referentes a Confiabilidade Estrutural, que são necessários para determinação de uma função de desempenho multivariada capaz de monitorar uma estrutura de concreto altamente instrumentada. Além disso, um levantamento histórico sobre segurança de barragens é exposto, seguido de uma revisão da literatura com aplicações da confiabilidade estrutural em problemas de avaliação de risco em barragens e em sistemas estruturais complexos.

O capítulo 3 contém a descrição de alguns aspectos da instrumentação e a maneira de monitoramento aplicada na Usina Hidrelétrica de Itaipu. Nele são descritos quais os instrumentos mais utilizados bem como suas funções e importâncias. É apresentado os tipos de blocos construídos para barragem de Itaipu, e, é visto que para o projeto de Itaipu os blocos mais utilizados são os de gravidade aliviada e contrafortes. É dado um maior destaque aos blocos escolhidos para formar o complexo do vertedouro, apresentando o seu comportamento estrutural fornecido por profissionais em segurança de barragens da Usina e apresentados em (BINACIONAL, 1990). Merece destaque a seção que tem o objetivo de relacionar uma determinada combinação de instrumentos com anomalias, fornecendo justificativas apresentadas na literatura para que ocorra uma determinada falha na estrutura.

O capítulo 4 descreve os dados e apresenta a metodologia aplicada no trabalho. Nele é exposto a caracterização do método para o caso geral, onde se supõe um bloco de concreto altamente instrumentado para desenvolvimento do modelo. É descrito como se dá a determinação dos modos de falha e o intervalo de mudança de comportamento. Apresenta-se o algoritmo para determinação das regiões críticas bem como o fluxograma do mesmo. Das informações obtidas, define-se o modelo matemático para o caso geral. Com base nos conceitos da confiabilidade estrutural é apresentado o cálculo da probabilidade de falha de cada evento de falha, e, supondo os eventos de falha independentes, é dado uma estimativa da probabilidade de falha de todo sistema estrutural.

O capítulo 5 apresenta os resultados obtidos nesse trabalho, com a aplicação do método descrito no bloco A-15 da Barragem de Itaipu. Realizou-se todos os testes estatísticos na matriz multivariada gerada com as leituras dos instrumentos instalados nesse bloco, e os modos de falha possíveis de serem monitorados é obtido. É visto que quando nem todos os conjuntos de escores fatoriais possuem a condição de Gaussianidade, a quantidade de anomalias possíveis de determinar diminuem. Por fim, apresenta-se a função de desempenho para o caso aplicado e a determinação de estimativas da probabilidade apenas de cada evento de falha. Após, apresenta-se o processo de validação do modelo matemático.

O capítulo 6 faz uma conclusão do que foi realizado no trabalho, apontando pontos favoráveis e os motivos que levam o método a nem sempre obter resultados mais eficientes. Aponta onde os esforços serão realizados para melhorar os resultados, e, que a metodologia proposta pode ser utilizada para realizar o monitoramento de uma sistema estrutural. Na sequência apresenta-se as referências usadas no trabalho e os apêndices.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo tem por objetivo expor os conceitos e definições que serão utilizados no decorrer deste trabalho, com relação aos testes de normalidade, transformações dos dados, além de informações básicas da análise multivariada e confiabilidade estrutural.

2.1 ANÁLISE MULTIVARIADA

Esta seção começa com alguns comentários sobre a análise multivariada e as formas existentes para verificação à adequação dos dados, em seguida algumas definições e resultados importantes. Existe uma grande quantidade de referências sobre essa teoria, e para esse breve resumo são utilizados os conceitos apresentados em Corrar, Paulo e Dias (2009), Johnson e Wichern (1987) e Mingoti (2007).

A análise multivariada refere-se a um conjunto de métodos estatísticos que torna possível a análise simultânea de medidas múltiplas para cada indivíduo, objeto ou fenômeno observado. Desse modo, os métodos que permitem a análise simultânea de mais de duas variáveis podem ser considerados como integrantes da análise multivariada.

A análise multivariada, muitas vezes, requer testes de suposições para as variáveis separadas e em conjunto. As principais suposições a serem testadas são:

1. Normalidade;
2. Homoscedasticidade;
3. Linearidade.

A suposição de normalidade é a mais comum, utilizada na análise univariada e também multivariada, a qual se refere à forma da distribuição de dados para uma variável quantitativa individual e sua correspondência com a distribuição normal, requerida por muitos métodos estatísticos.

A homoscedasticidade significa igualdade de variâncias entre as variáveis, referindo-se à suposição de que as variáveis dependentes exibem níveis iguais de variância ao longo do domínio das variáveis independentes. Se as variáveis dependentes exibem iguais níveis de variância através da escala de previsão, a variância dos resíduos deve ser constante. Deste modo, quando a variância dos termos de erro é constante, dizemos que os dados são homoscedásticos. Para diagnosticar a homocedasticidade podem ser utilizados gráficos ou testes estatísticos, tais como: Pesarán-Pesarán, Quandt-Goldfeld e os gráficos de caixas Boxplot.

A linearidade pode ser usada para expressar o conceito de que um modelo possui as propriedades de aditividade e homogeneidade. A maneira mais comum para avaliar a

linearidade é através de diagramas de dispersão das variáveis, e observando-se padrões não lineares nos dados, identifica-se a não linearidade.

Análise Multivariada também pode ser definida como um conjunto de técnicas estatísticas que tratam dos dados correspondentes às medidas de muitas variáveis simultaneamente. Basicamente, a Análise Multivariada consiste no estudo estatístico dos problemas relacionados com:

1. Inferência sobre médias multivariadas;
2. Análise da estrutura de covariância de uma matriz de dados;
3. Técnicas de reconhecimento de padrão, classificação e agrupamento.

Uma variável aleatória X em um espaço de probabilidades (Ω, A, P) é uma função real definida no espaço de Ω tal que o evento $[X \leq x]$ é evento aleatório para todo $x \in R$, isto é a função $X : \Omega \rightarrow R$ é variável aleatória se o evento $[X \leq x] \in A$, para todo $x \in R$ (JAMES, 1981).

Um arranjo $\underline{x}' = (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_p)$ com x_i sendo uma variável aleatória com $i = 1, \dots, p$ é chamado de vetor aleatório e é escrito como

$$\underline{x}^p = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{pmatrix}.$$

No estudo de $p \geq 1$ variáveis, geralmente, toma-se n observações de cada variável para obter informações sobre parâmetros, relações entre variáveis, comparações, etc. Assim, as medidas registradas são x_{ij} com $i = 1, 2, \dots, n$ (observações) e $j = 1, 2, \dots, p$ (variáveis) que podem ser agrupadas na matriz de dados ${}_nX_p$, com n linhas e p colunas

$${}_nX_p = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

A matriz de dados ${}_nX_p$ contém n observações do vetor aleatório p -dimensional $\underline{X}' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$.

Informações sobre os parâmetros estatísticos que são extraídos e propriedades das medidas descritivas, são encontrados nas referências, citadas no início desta secção.

2.2 TESTES DE NORMALIDADE

2.2.1 Teste de Normalidade Multivariada

A generalização da densidade normal em forma de sino, no caso bivariado, para dimensões $p \geq 2$, tem um papel fundamental na análise multivariada. Em geral, a maioria

das técnicas encontradas na literatura são baseadas no pressuposto de que os dados foram gerados a partir de uma distribuição normal multivariada, enquanto em dados reais nem sempre isso acontece. A distribuição normal é muitas vezes uma aproximação útil para a verdadeira distribuição da população.

O teste paramétrico tradicional de comparação de médias, baseado na distribuição t de Student, é feito sob a hipótese de que as populações tem distribuição normal. Nesse sentido, surge a necessidade de certificar se essa suposição pode ser assumida. Em alguns casos, verificar a normalidade dos dados é o primeiro passo que se toma para definir o prosseguimento a ser executado.

Inicialmente testa-se a normalidade multivariada da matriz de dados. Pode ser utilizado o teste computacionalmente intensivo baseado na distância de Mahalanobis (BI-ASE; FERREIRA, 2012). A hipótese nula desse teste afirma:

H_0 : A matriz de dados amostrais é proveniente de uma população normal multivariada.

A aplicação do teste tem a finalidade de comprovar se a hipótese de normalidade multivariada não pode ser descartada.

2.2.2 Teste de Normalidade Univariada

2.2.2.1 Teste de Kolmogorov-Smirnov

A estatística de Kolmogorov-Smirnov fornece um meio de testar se um conjunto de observações, é proveniente de alguma distribuição contínua completamente especificada $F_0(X)$. A alternativa usual seria utilizar o teste do qui-quadrado. O teste de Kolmogorov-Smirnov, tem pelo menos duas vantagens significativas sobre o teste qui-quadrado (LIL-LIEFORS, 1967).

1. Pode ser utilizada em amostras de pequeno tamanho, em que a validade do teste de qui-quadrado seria questionável.
2. Muitas vezes, parece ser um teste mais poderoso do que o teste do qui-quadrado para qualquer tamanho de amostra.

No entanto, o teste de Kolmogorov-Smirnov, ao contrário do teste do qui-quadrado, não se aplica a dados qualitativos, nem a variáveis discretas, pois a tabela disponível para este teste só é exata caso a distribuição em teste seja contínua.

Este teste observa a máxima diferença absoluta entre a função de distribuição acumulada assumida para os dados, no caso a normal, e a função de distribuição empírica dos dados. Como critério, comparamos esta diferença com um valor crítico, para um dado nível de significância (RAZALI; WAH, 2011).

Considere uma amostra aleatória simples X_1, X_2, \dots, X_n de uma população com função de distribuição acumulada contínua F_X desconhecida. Conover (1999) define a

estatística utilizada para o teste como:

$$T = \sup_x |F^*(x) - F_n(x)| \quad (2.2)$$

Esta função corresponde a distância máxima vertical entre os gráficos de $F^*(x)$ e $F_n(x)$ sobre a amplitude dos possíveis valores de x . Em T temos:

- $F^*(x)$ representa a função de distribuição acumulada assumida para os dados;
- $F_n(x)$ representa a função de distribuição acumulada empírica dos dados.

O teste estatístico (KS) testa as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : F(x) = F^*(x) \quad \forall x \in (-\infty, \infty) & \text{os dados seguem uma distribuição especificada;} \\ H_1 : F(x) \neq F^*(x) & \text{para algum } x \quad \text{os dados não seguem uma distribuição especificada.} \end{cases}$$

2.2.2.2 Teste de Normalidade de Lilliefors

O Teste de Lilliefors (LF) é uma modificação do teste de Kolmogorov-Smirnov. O teste (KS) é adequado numa situação em que os parâmetros da distribuição hipotética são completamente conhecidos. No entanto, por vezes, é difícil inicialmente ou completamente especificar os parâmetros quando a distribuição é desconhecida. Neste caso, os parâmetros precisam ser estimados com base nos dados da amostra. Quando a estatística original (KS) é utilizada em tal situação, os resultados podem ser enganosos e a probabilidade do erro tipo I tende a ser menor do que as dadas na tabela-padrão do ensaio (KS) (LILLIEFORS, 1967).

Em contraste com o teste (KS), os parâmetros para o teste Lilliefors são estimados com base na amostra. Portanto, nesta situação, o teste (LF) será preferido sobre o teste (KS) (RAZALI; WAH, 2011). Dada uma amostra de observações, a estatística (LF) é definida como (LILLIEFORS, 1967),

$$D = \max_x |F^*(x) - S_n(X)|$$

onde $S_n(X)$ é a função de distribuição acumulada da amostra e $F^*(x)$ é a função de distribuição normal acumulada com média $\mu = \bar{x}$ e variância s^2 .

Mesmo que a estatística (LF) seja a mesma que a estatística (KS), a tabela para os valores críticos é diferente o que leva a uma conclusão diferente sobre a normalidade dos dados (MENDES; PALA, 2003). A tabela de valores críticos para este teste pode ser encontrada na Tabela A15 de Conover (1999). Se D excede o valor crítico correspondente na tabela, então a hipótese nula é rejeitada.

2.3 TÉCNICAS DE TRANSFORMAÇÕES

Muitas das técnicas estatísticas existentes assumem que as observações dos vetores \underline{X}_j são oriundas de uma distribuição normal multivariada. Por outro lado, nos casos em que o tamanho da amostra é grande e as técnicas dependem exclusivamente do comportamento de \underline{X} , ou distâncias que envolvem \underline{X} da forma $n(\underline{X} - \underline{\mu})'S^{-1}(\underline{X} - \underline{\mu})$. Mas, em certa medida, a qualidade das inferências por estes métodos depende de quão a população verdadeiro se assemelha da forma normal multivariada. É imperativo, portanto, a existência de procedimentos para a detecção de casos em que os dados apresentam desvios extremos ou moderados do que é esperado sob normalidade multivariada (JOHNSON; WICHERN, 1987).

Seria interessante então saber se as observações \underline{X}_j parecem violar a suposição de que eles vieram de uma população normal. Das propriedades da distribuição normal, sabe-se que todas as combinações lineares de variáveis normais são normais e os contornos da densidade normal multivariada são elipsóides. Portanto, para saber se realmente a suposição de normalidade pode ser assumida, deve-se responder a essas questões:

1. A distribuição marginal dos elementos de \underline{X} não parecem ser normais? E quanto a algumas combinações lineares das Componentes \underline{X}_i ?
2. Será que os gráficos de dispersão de pares de observações sobre características diferentes dá a aparência elíptica esperada de populações normais?
3. Existem observações discrepantes que devem ser verificadas quanto à precisão?

Se normalidade não é um pressuposto viável, uma alternativa é a de tornar os dados normais, considerando transformações adequadas. As análises da teoria normal podem então ser efetuadas com os dados transformados (JOHNSON; WICHERN, 1987).

Transformações são nada mais do que uma re-expressão dos dados em unidades diferentes. Por exemplo, quando um histograma de observações positivas exibe uma longa cauda direita, transformando as observações, tomando seus logaritmos ou raízes quadradas, muitas vezes, melhorar sensivelmente a simetria em torno da média e a aproximação a uma distribuição normal.

A tabela 1 apresentada em Johnson e Wichern (1987) fornece algumas transformações apropriadas para transformar os dados para perto da normalidade. Em geral não existe uma regra para decidir qual transformação utilizar, geralmente os dados tendem a sugerir uma ou outra transformação, o ideal é fazer tentativas até encontrar uma adequada, em alguns casos, combinações dessas transformações podem ser utilizadas afim de obter transformações adequadas para a normalização dos dados. Outro tipo útil de transformação existente para essa finalidade é a família de transformações de potência e mais informações podem ser encontradas em (JOHNSON; WICHERN, 1987).

Escala Original	Escala transformada
1. Contagem, y	\sqrt{y}
2. Proporções	$\log(\hat{p}) = \frac{1}{2} \log\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right)$
3. Correlação r	Fisher's $z(r) = \frac{1}{2} \log \frac{1+r}{1-r}$

QUADRO 1 – TRANSFORMAÇÕES PARA NORMALIZAÇÃO
 FONTE: JOHNSON E WICHERN (1987)

Para o proposito desse trabalho não basta encontrar uma transformação que torne um conjunto com uma distribuição de probabilidade qualquer, em outro conjunto com uma distribuição normal, essa transformação ainda deverá satisfazer a condição de mudança de comportamento.

Definição 2.1. *Seja X uma v.a com uma distribuição de probabilidade qualquer e $T : X \subset \mathbb{R} \rightarrow Y \subset \mathbb{R}$ uma função que transforma X em $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$. Diz-se que T preserva uma mudança no comportamento se $\forall x, x_i, x_j \in X$ ocorrer*

$$\begin{cases} x \in (x_i, x_j) \Rightarrow & T(x) \in (-\max\{T(x_i), T(x_j)\}, \max\{T(x_i), T(x_j)\}) \\ x \notin (x_i, x_j), |x| > \max\{|x_i|, |x_j|\} \Rightarrow & T(x) \notin (-\max\{T(x_i), T(x_j)\}, \max\{T(x_i), T(x_j)\}) \end{cases}$$

Essa condição visa a busca de transformações que garantam que quando o valor de um escore fatorial estiver fora de um intervalo onde os escores fatoriais se agrupem, a sua transformação em variável normal também estará fora da imagem desse intervalo pela transformação. Isso irá garantir que quando o valor do escore apresentar uma mudança no seu comportamento, a sua transformação preservará essa mudança, evitando erros no diagnóstico. Mais informações sobre a importância dessa condição é apresentada no capítulo 4.

2.4 ANÁLISE FATORIAL

Charles Spearman formulou a Análise Fatorial em 1904 para descrever a inteligência através em um único fator. Ele desenvolveu um método para criação de um índice geral de inteligência (fator "g") com base nos resultados de vários testes que avaliam essa aptidão (CORRAR; PAULO; DIAS, 2009). No entanto, o termo Análise Fatorial foi introduzido por Louis L. Thurstone em 1931 no artigo *Multiple Factor Analysis*. Thurstone (1931) identificou sete "Habilidades Mentais Primárias", em vez de um único fator "g". Estudos recentes têm alterado a quantidade de fatores a serem considerados na análise da inteligência (CORRAR; PAULO; DIAS, 2009).

A Análise Fatorial (AF) é um método estatístico que busca, através da avaliação de um conjunto de variáveis, a identificação de dimensões de variabilidade comuns existentes em um conjunto de fenômenos; o intuito é desvendar estruturas existentes, mas que não

observáveis diretamente. Cada uma dessas dimensões de variabilidade comum recebe o nome de fator.

Aaker (2012) afirma que: "Os pesquisadores podem utilizar a análise fatorial para duas funções elementares da análise de dados. Uma delas é a identificação do constructo essencial dos dados". Malhotra (2001) concorda que se utiliza a análise fatorial nas seguintes circunstâncias:

1. Identificação das dimensões latentes ou fatores que expliquem as correlações entre um conjunto de variáveis;
2. Identificação de um conjunto novo, menor, de variáveis não correlacionadas para substituir o conjunto de variáveis correlacionadas;
3. Identificação, em um conjunto maior, de um conjunto menor de variáveis que se destacam para uso em uma análise multivariada subsequente.

Hair *et al.* (2005) afirmam que os escores de fatores são úteis porque eliminam a multicolinearidade das variáveis. Villwock (2009), apresenta um quadro com o histórico de algumas evidências empíricas e teóricas da análise fatorial.

Segundo Hair *et al.* (1992), os pressupostos que regem a Análise Fatorial são mais conceituais do que estatisticamente comprovados. Os pressupostos de normalidade multivariada, multicolinearidade e linearidade impactam a AF no grau em que interferem na observação das correlações entre as variáveis (CORRAR; PAULO; DIAS, 2009).

A hipótese da normalidade é assumida pela AF dependendo do método utilizado para extração dos fatores. Por exemplo, um dos métodos para extração é o da Máxima Verossimilhança; este é um método que assume que as variáveis envolvidas no estudo seguem uma distribuição normal. No entanto, a análise de componentes principais não possui essa restrição. Outros detalhes importantes na avaliação da AF são os seguintes segundo (CORRAR; PAULO; DIAS, 2009):

1. Maioria das correlações acima de 0,60;
2. Baixos valores nas correlações parciais ou anti-imagem;
3. Teste de Esfericidade de Bartlett (Significância $< 0,05$);
4. Existência de uma estrutura que une as variáveis do estudo.

2.4.1 O Modelo Fatorial Ortogonal

Nessa etapa são apresentados os conceitos teóricos que possibilitam a análise fatorial. Todos os argumentos apresentados aqui, bem como as demonstrações de alguns resultados podem ser encontradas em Johnson e Wichern (1987), Corrar, Paulo e Dias (2009) e Mingoti (2007).

Seja o vetor aleatório observável \underline{X} , com p componentes, $\underline{X} \sim \cdot(\underline{\mu}, \underline{\Sigma})$. O modelo fatorial postula que \underline{X} é linearmente dependente sobre variáveis aleatórias não observáveis (latentes) F_1, F_2, \dots, F_m com $(m < p)$ chamadas fatores comuns (m fatores extraídos das p variáveis) e p fontes de variação aditivas $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ chamados erros ou, algumas vezes, fatores específicos

$$\begin{aligned} X_1 - \mu_1 &= \ell_{11}F_1 + \ell_{12}F_2 + \dots + \ell_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\ X_2 - \mu_2 &= \ell_{21}F_1 + \ell_{22}F_2 + \dots + \ell_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ X_i - \mu_i &= \ell_{i1}F_1 + \ell_{i2}F_2 + \dots + \ell_{im}F_m + \varepsilon_i \\ &\vdots \\ X_p - \mu_p &= \ell_{p1}F_1 + \ell_{p2}F_2 + \dots + \ell_{pm}F_m + \varepsilon_p \end{aligned} \quad (2.3)$$

ou em notação matricial $(\underline{X} - \underline{\mu})_{p \times 1} = L_{p \times m} \underline{F}_{m \times 1} + \underline{\varepsilon}_{p \times 1}$.

Os coeficientes ℓ_{ij} são chamados de pesos ou carregamentos e, especificamente, ℓ_{ij} é o carregamento na i -ésima variável do j -ésimo fator, tal que a matriz L é a matriz de carregamentos dos fatores. Note que o fator específico ou erro ε_i é associado somente com a i -ésima variável original X_i . Os desvios $X_1 - \mu_1, X_2 - \mu_2, \dots, X_p - \mu_p$ são expressos em termos de $p + m$ variáveis aleatórias: $F_1, F_2, \dots, F_m, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ que não são observáveis. Isto distingue o modelo fatorial do modelo de regressão multivariada, cujas variáveis independentes podem ser observadas.

Agora assumindo que:

$$E(\underline{F}) = \underline{0}, \text{ COV}(\underline{F}) = E(\underline{F}\underline{F}') = I_m, E(\underline{\varepsilon}) = \underline{0},$$

$$\text{COV}(\underline{\varepsilon}) = E(\underline{\varepsilon}, \underline{\varepsilon}') = \Psi_{p \times p} = \begin{pmatrix} \Psi_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Psi_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \Psi_3 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \Psi_p \end{pmatrix}, \quad (2.4)$$

e que \underline{F} e $\underline{\varepsilon}$ são independentes, assim $\text{COV}(\underline{\varepsilon}, \underline{F}) = E(\underline{\varepsilon}, \underline{F}') = 0$ com $m = p$.

Sob essas suposições o relacionamento construído em $\underline{X} - \underline{\mu} = L\underline{F} + \underline{\varepsilon}$ é chamado modelo fatorial ortogonal e pode ser escrito como

$$\underline{X}_{p \times 1} = \underline{\mu}_{p \times 1} + L_{p \times m} \underline{F}_{m \times 1} + \underline{\varepsilon}_{p \times 1}. \quad (2.5)$$

Agora considerando a matriz

$$(\underline{X} - \underline{\mu})(\underline{X} - \underline{\mu})' = (L\underline{F} + \underline{\varepsilon})(L\underline{F} + \underline{\varepsilon})' = L\underline{F}(L\underline{F})' + \underline{\varepsilon}(L\underline{F})' + L\underline{F}\underline{\varepsilon}' + \underline{\varepsilon}\underline{\varepsilon}'$$

é possível mostrar que a matriz de covariância de \underline{X} é dada por

$$\underline{\Sigma} = \text{COV}(\underline{X}) = E(\underline{X} - \underline{\mu})(\underline{X} - \underline{\mu})' = LL'_{p \times p} + \Psi. \quad (2.6)$$

Consequentemente tem-se $V(X_i) = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2 + \Psi_i$, com $i = 1, 2, \dots, p$.

Observe que dessa forma a matriz de covariância Σ pode ser decomposta em duas partes. A matriz Ψ é chamada de matriz de variâncias específicas e é uma matriz diagonal possuindo na diagonal principal as variâncias específicas Ψ_i das variáveis originais. Já a matriz produto LL' tem na diagonal principal as comunalidades $h_i^2 = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2$ com $i = 1, 2, \dots, p$ ($j = 1, 2, \dots, m$).

Pode ser mostrado que a covariância entre o vetor das variáveis originais \underline{X} e o vetor dos fatores \underline{F} é dado por:

1. $COV(\underline{X}, \underline{F}) = L$;
2. $COV(X_i, X_k) = \ell_{i1}\ell_{k1} + \ell_{i2}\ell_{k2} + \dots + \ell_{im}\ell_{km}$;
3. $COV(X_i, F_j) = \ell_{ij}$.

A porção da variância da i -ésima variável aleatória X_i advinda como contribuição dos m fatores comuns é chamada de Comunalidade e a porção da $V(X_i) = \sigma^2$ oriunda do fator específico é a Variância Específica. Assim, tem-se

$$V(X_i) = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2 + \Psi_i \quad (2.7)$$

2.4.2 Método das Componentes Principais

Existem vários critérios para definir o número m de fatores. O critério mais utilizado é o critério de Kaiser, que diz que o número de fatores extraídos deve ser igual ao número de autovalores maiores do que um. Quando o modelo fatorial pode ser usado para tratar os dados, o problema que surge é como estimar os carregamentos (pesos) ℓ_{ij} e as variâncias específicas Ψ_i . Um dos métodos de estimação é o Método das Componentes Principais.

Seja Σ a matriz de covariâncias de \underline{X} , então, dado que Σ é positiva definida, é possível decompô-la na forma abaixo segundo a decomposição espectral:

$$\Sigma = \lambda_1 \underline{e}_1 \underline{e}_1' + \lambda_2 \underline{e}_2 \underline{e}_2' + \dots + \lambda_p \underline{e}_p \underline{e}_p' \quad (2.8)$$

$$\Sigma = [\sqrt{\lambda_1} \underline{e}_1, \sqrt{\lambda_2} \underline{e}_2, \dots, \sqrt{\lambda_p} \underline{e}_p] \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda_1} \underline{e}_1' \\ \sqrt{\lambda_2} \underline{e}_2' \\ \dots \\ \sqrt{\lambda_p} \underline{e}_p' \end{pmatrix} = (LL')_{p \times p} \quad (2.9)$$

se $m = p$, então, $\Psi_i = 0 \ \forall_i$. Assim, se $\Sigma = LL' + \Psi$ tem-se $\Psi_{p \times p} = 0_{p \times p}$ no ajuste do modelo fatorial. Exceto pelo escalar $\sqrt{\lambda_j}$, os carregamentos no j -ésimo fator são os coeficientes populacionais na j -ésima componente principal. Embora a representação de Σ seja exata, ela não é particularmente útil, pois tem muitos fatores comuns. É preferível

um modelo que explique a estrutura de covariância em termos de poucos fatores comuns. Uma aproximação, quando $p - m$ autovalores são baixos, é negligenciar a contribuição de $\lambda_{m+1}\underline{e}_{m+1}\underline{e}_{m+1}' + \lambda_{m+2}\underline{e}_{m+2}\underline{e}_{m+2}' + \dots + \lambda_p\underline{e}_p\underline{e}_p'$ para Σ na decomposição espectral. Assim, tem-se:

$$\Sigma \approx [\sqrt{\lambda_1}\underline{e}_1, \sqrt{\lambda_2}\underline{e}_2, \dots, \sqrt{\lambda_m}\underline{e}_m] \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda_1}\underline{e}_1' \\ \sqrt{\lambda_2}\underline{e}_2' \\ \dots \\ \sqrt{\lambda_m}\underline{e}_m' \end{pmatrix} = (LL')_{m \times m} \quad (2.10)$$

Esta representação aproximada assume que os fatores específicos ε são de menor importância e podem, ser ignorados na fatorização de Σ . Se os fatores específicos ε são incluídos no modelo, suas variâncias são os elementos da diagonal da matriz diferença $\Sigma - LL'$ e consequentemente $\Psi_i = 1 - \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2$ para $i = 1, 2, \dots, p$.

Para se aplicar esta abordagem aos dados amostrais multivariados $\underline{x}_1, \underline{x}_2, \dots, \underline{x}_n$ é usual, primeiro centrar as observações subtraindo a média amostral $\bar{\underline{x}}$. Pode-se também, trabalhar com as variáveis padronizadas, cuja a matriz de covariância amostral é a matriz de correlação R das observações originais. A matriz $\Sigma \approx LL' + \Psi$, quando se usa a matriz de covariância S ou, então, de correlação R , é conhecida como solução por componentes principais.

2.4.3 Escores Fatoriais

Em muitas aplicações é preciso estimar o valor de cada um dos fatores (não observáveis) para uma observação individual \underline{X} , sendo que esses valores dos fatores são chamados de escores fatoriais. Os escores fatoriais estimados para as variáveis originais são $\underline{F} = (L'L)^{-1}L'(\underline{X} - \underline{\mu})$ e para as variáveis padronizadas são $\underline{F} = (L'L)'LZ$, desde que se use componentes principais para estimar os pesos (VILLWOCK, 2009).

Com a rotação dos fatores se obtém uma estrutura para os pesos tal que cada variável tenha peso alto em um único fator e pesos baixos ou moderados nos demais fatores. Kaiser e Rice (1974) sugeriu uma medida analítica conhecida como critério Varimax.

Define-se $\tilde{\ell}_{ij} = \frac{\ell_{ij}}{h_{ij}}$, os coeficientes rotacionados escalonados pela raiz quadrada das communalidades. O procedimento varimax seleciona a transformação ortogonal T que torna V dada pela expressão 2.11 o maior possível, ou seja, o procedimento parte de $\Sigma = LTT'L'$ e fornece os pesos $\underline{\ell}^*$ vindos de LT . Então, o critério é maximizar V (VILLWOCK, 2009)

$$V = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left\{ \sum_{i=1}^p (\ell_{ij}^*)^4 - \left[\sum_{i=1}^p (\ell_{ij}^*)^2 \right] / p \right\}. \quad (2.11)$$

2.5 ADEQUABILIDADE DO MODELO FATORIAL

A verificação da suposição da Gaussianidade para os dados é necessária somente quando um teste estatístico for aplicado para verificar a significância dos fatores. Devido ao

fato de que a análise fatorial identifica e agrupa conjuntos de variáveis inter-relacionadas há necessidade de que exista um certo grau de multicolinearidade (uma variável pode ser explicada por outra variável) entre as variáveis e a matriz de dados deve apresentar correlações não nulas.

2.5.1 Teste de Esfericidade de Bartlett

O ajuste de um modelo fatorial a um conjunto de dados tem como pressuposto que as variáveis originais $X_i, 1 = 1, 2, \dots, p$ sejam correlacionadas entre si. Assim, quando as variáveis X_i são provenientes de uma distribuição normal p -variada é possível fazer-se um teste de hipótese com o objetivo de verificar se a matriz de correlação populacional ρ (estimada pela matriz de correlação amostral R) do vetor aleatório observado é, ou não, a matriz identidade.

Este teste é conhecido como Teste de Esfericidade de Bartlett e testa a hipótese nula H_0 de que a matriz de correlação populacional ρ do vetor aleatório observado é a matriz identidade $I_{p \times p}$ contra a alternativa de matriz diferente da identidade. Em outras palavras:

$$H_0 : \rho = I_{p \times p} \times H_A : \rho \neq I_{p \times p}.$$

A estatística do teste de Bartlett é definida como (MINGOTI, 2007):

$$T = - \left[n - \frac{1}{6}(2p + 11) \right] \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i \quad (2.12)$$

onde n é o tamanho da amostra, p é o número de variáveis utilizadas na matriz de correlação amostral R , ou seja, a ordem da matriz, $\hat{\lambda}_i$ é o i -ésimo autovalor da matriz de correlação amostral $R_{p \times p}$.

Então, sob H_0 e um tamanho de amostra n grande, a estatística T tem uma distribuição aproximadamente qui-quadrado com $v = \frac{1}{2}p(p-1)$ graus de liberdade. Desta forma, para que o modelo fatorial seja aceitável, é necessário que o teste de Bartlett rejeite a hipótese de nulidade H_0 , pois, se isso não ocorrer, não haverá correlações entre as variáveis originais a ser modelada pela análise fatorial.

2.5.2 Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

Alguns autores sugerem que para um bom ajuste do modelo fatorial a um determinado conjunto de dados é preciso que a inversa da matriz de correlação amostral, $R_{(p \times p)}^{-1}$, seja próxima da matriz diagonal. E, uma medida dessa condição é o coeficiente KMO , definido como (MINGOTI, 2007):

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} q_{ij}^2} \quad (2.13)$$

onde r_{ij}^2 é o quadrado do elemento pertencente a i -ésima linha e j -ésima coluna da matriz de correlação amostral $R_{(p \times p)}$, sendo que $i, j = 1, 2, \dots, p$, q_{ij}^2 é o quadrado do elemento pertencente a i -ésima linha e j -ésima coluna da matriz $Q = DR^{-1}D$, onde $D = \left[\sqrt{\text{diag}(R_{(p \times p)}^{-1})} \right]^{-1}$, sendo que $R_{(p \times p)}$ é a matriz de correlação amostral e $i, j = 1, 2, \dots, p$.

A medida KMO varia entre 0 e 1, e, quando o valor da medida KMO está muito próxima de 0, ajustar um modelo de análise fatorial aos dados é desaconselhável. Kaiser e Rice (1974) indicam que, para a adequacidade de ajuste de um modelo fatorial, o valor de KMO deve ser maior ou igual a 0,8.

Uma discussão sobre o uso de KMO é apresentada em Rencher (2002), mostrando que não se deve utilizar apenas o valor de KMO como ponto de partida para ajustar ou não um modelo de análise fatorial ortogonal aos dados, como por exemplo o teste de esfericidade de Bartlett.

2.6 CONCEITOS DA CONFIABILIDADE ESTRUTURAL

A Análise de Confiabilidade Estrutural trata da relação entre as cargas impostas a um sistema e sua capacidade de suportá-las. Ambas, cargas e resistências podem ser incertos, de modo que o resultado de sua interação também é incerto. Hoje, é comum expressar a confiabilidade na forma de um índice de confiabilidade, que é relacionado com a probabilidade de fracasso (BAECHER; CHRISTIAN, 2003). Deve ser entendido neste contexto que "fracasso" inclui não apenas falha catastrófica, como no caso de um deslizamento de terra, mas também, como qualquer diferença inaceitável entre o desempenho esperado e observado (LEONARDS, 1975).

Com o intuito de facilitar a compreensão desse tema, e da sua utilização no trabalho real posteriormente são apresentados, de forma resumida, os conceitos fundamentais da análise de confiabilidade estrutural. Evidentemente os conceitos dessa análise podem ser aplicados a variados problemas de confiabilidade, no entanto, diferentes situações dão origem a diferentes funções de desempenho, que representam um papel fundamental para se obter o índice de confiabilidade e a probabilidade de falha. Por esse motivo, no próximo capítulo, são apresentados alguns exemplos de aplicações e os métodos existentes mais indicados para tratá-los. Espera-se deixar claro no final do trabalho que apesar do emprego dessas técnicas no objetivo principal, que é encontrar estimativas das probabilidades de falha para um bloco-chave da barragem, que a forma de tratar a estrutura como um sistema, correlacionando os dados das leituras com as diversas condições de falha, possibilitará a definição de uma função de desempenho diferente das usuais com o auxílio da análise multivariada. Tal função deverá ser capaz de monitorar toda estrutura do bloco e fornecer sua probabilidade de falha.

O resultado final de um projeto de engenharia consiste em proporcionar os elementos de um sistema de forma que o mesmo satisfaça aos diversos critérios para garantir

o desempenho, segurança, funcionalidade e durabilidade sob várias demandas e solicitações (KRÜGER, 2008). Por exemplo, uma estrutura deve ser projetada de forma que sua resistência seja maior que os efeitos das cargas aplicadas. Contudo, existem muitas fontes de incertezas nas cargas e nos parâmetros da resistência. Em geral, essas incertezas já foram identificadas e quantificadas por diversos autores e estão disponíveis na literatura. A necessidade de incorporar as incertezas em projetos de engenharia deu origem a vários métodos de análise de confiabilidade (KRÜGER, 2008).

Ainda segundo Krüger (2008), quando uma estrutura é submetida a um conjunto de cargas, ela irá responder de uma forma que depende do tipo e magnitude das cargas e da resistência ou rigidez da estrutura. Os requisitos para que o desempenho da estrutura seja considerado satisfatório podem incluir a segurança da estrutura em relação ao seu colapso, ou danos até um certo limite, deflexões máximas ou ainda vários outros critérios. Cada um desses requisitos pode ser considerado como um estado limite. A violação de um estado limite pode ser definida como o ponto em que se atinge uma condição indesejável da estrutura.

Deste modo, para avaliar a possibilidade de falha são empregadas ferramentas da análise de confiabilidade estrutural, que é uma metodologia que permite avaliar com base nas variáveis de projeto e nas distribuições de probabilidade dessas variáveis a probabilidade de falha de uma estrutura.

Com base na formulação convencional da confiabilidade estrutural, para a obtenção da probabilidade de falha de uma estrutura é essencial definir o vetor de variáveis aleatórias \underline{X} , dado por $\underline{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^t$, que corresponde às incertezas associadas ao projeto, como por exemplo, à solicitação imposta à estrutura, à resistência, à geometria e os materiais.

A função desempenho $H(\underline{X}) = H(X_1, X_2, \dots, X_n)$ estabelece um limite entre o domínio de falha e o domínio seguro, ou seja, $D_f = \{\underline{X}; H(\underline{X}) < 0\}$ é o domínio de falha, $D_S = \{\underline{X}; H(\underline{X}) > 0\}$ é o domínio de segurança.

A equação de estado limite é definida por $H(\underline{X}) = 0$. Consequentemente, a probabilidade de falha pode ser avaliada por

$$p_f = \int \dots \int_{H(\underline{X}) \leq 0} f_X(x_1, x_2, \dots, x_n) dx_1 dx_2 \dots dx_n, \quad (2.14)$$

onde $f_X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ é a função densidade de probabilidade conjunta para os vetores de variáveis aleatórias e a integração é realizada sobre o domínio de falha, $H(\underline{X}) \leq 0$.

O problema da confiabilidade estrutural pode ser formulado em termos da margem de segurança, $M = R - S$, onde R é a resistência da estrutura e S o efeito do carregamento. Sendo R e S variáveis aleatórias, M também é uma variável aleatória com função densidade de probabilidade $f_M(m)$. Neste caso, a falha corresponde ao evento $(M < 0)$ sendo a probabilidade de falha dada pela área sob a curva $f_M(m)$ para valores de M inferiores a zero. Se R e S são variáveis aleatórias normais (Gaussianas) e estatisticamente

independentes, isto é, $R \sim N(\mu_R, \sigma_R^2)$ e, $S \sim N(\mu_S, \sigma_S^2)$, respectivamente, a margem de segurança também será uma variável normal, $M \sim N(\mu_M, \sigma_M)$. A média e a variância da margem de segurança são dados por $\mu_M = \mu_R - \mu_S$ e $\sigma_M^2 = \sigma_R^2 + \sigma_S^2$.

Deste modo, a probabilidade de falha é dada por

$$P_f = \Phi\left(\frac{-\mu_M}{\sigma_M}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\mu_M}{\sigma_M}\right) \quad (2.15)$$

ou seja, a probabilidade de falha é função de $\beta = \frac{\mu_M}{\sigma_M}$, conhecido na literatura como índice de confiabilidade.

Em casos em que a condição de normalidade entre as variáveis aleatórias envolvidas não é garantida, esse método não apresenta resultados exatos, para esses casos existem outros métodos que podem ser encontrados em Ang e Tang (1984).

Para Santos (2012) o cálculo da probabilidade de falha por meio da avaliação da integral múltipla não é fácil, devido aos seguintes motivos:

1. Envolve uma integral multi-dimensional;
2. A forma exata da função densidade de probabilidade conjunta das variáveis aleatórias raramente é conhecida;
3. A equação de estado limite $H(\underline{X}) = 0$ nem sempre é dada de forma analítica, mas como a solução de algum algoritmo numérico.

Soluções aproximadas podem ser obtidas eficientemente usando os Métodos de Confiabilidade de Primeira Ordem (First Order Reliability Method - FORM), ou de Segunda Ordem (Second Order Reliability Method - SORM). Os conceitos desses métodos são encontrados em Santos (2012).

A função do estado limite pode ser linear ou não linear em relação às variáveis básicas. Abordagens do tipo FORM podem ser utilizadas para avaliar a equação 2.14 quando a função do estado limite é uma função linear de variáveis normais não correlacionadas ou quando a equação do estado limite é representada por uma aproximação de primeira ordem (linear) de variáveis normais equivalentes. Abordagens SORM podem ser aplicadas para estimar probabilidades de falha para funções de desempenho não lineares, e para casos de variáveis correlacionadas e não normais (KRÜGER, 2008).

Uma classificação para os métodos disponíveis da análise de confiabilidade foi apresentada por Hurtado e Alvarez (2003), segundo eles os métodos disponíveis podem ser classificados como aqueles baseados na teoria das probabilidades (expansões em séries de Taylor) e métodos baseados na geração de amostras sintéticas (simulações Monte Carlo).

Um ponto principal em ambos métodos da análise de confiabilidade que utilizam expansões em séries de Taylor é a obtenção do ponto de projeto y^* , que trata do ponto sob a superfície de falha mais próximo da origem, no espaço reduzido Y . Nesses casos é comum aplicar os métodos FORM e SORM, em ambos é realizada a transformação das

variáveis aleatórias do espaço original em variáveis aleatórias normais (ou Gaussianas) padrão (SANTOS, 2012). Na literatura é possível encontrar trabalhos, como por exemplo Haldar e Mahadevan (2000) e Melchers (1999), que fornecem detalhes sobre as transformações necessárias para mapear pontos do espaço original X para o espaço reduzido Y .

A distância no espaço Y do ponto de projeto à origem do sistema é denominada de índice de confiabilidade e denotada por β . Desta forma, a determinação de y^* consiste na resolução do seguinte problema de otimização restrito (SANTOS, 2012),:

$$\begin{cases} \text{minimizar} & \frac{1}{2} \underline{y}^t \underline{y} \\ \text{sujeito a} & H(\underline{y}) = 0 \end{cases} \quad (2.16)$$

onde $H : \mathbb{R}^n \rightarrow R$ é a superfície de falha e $H \in C^1$.

Uma vez que o ponto de projeto tenha sido localizado, a solução de primeira ordem representa uma linearização da função de estado limite no ponto de projeto, resultando na estimativa linear da probabilidade de falha, dada por

$$P_f = \Phi(-\beta) = 1 - \Phi(\beta);$$

em que Φ é a função distribuição acumulada da variável normal padrão. A representação geométrica dessa análise é apresentada na figura 1.

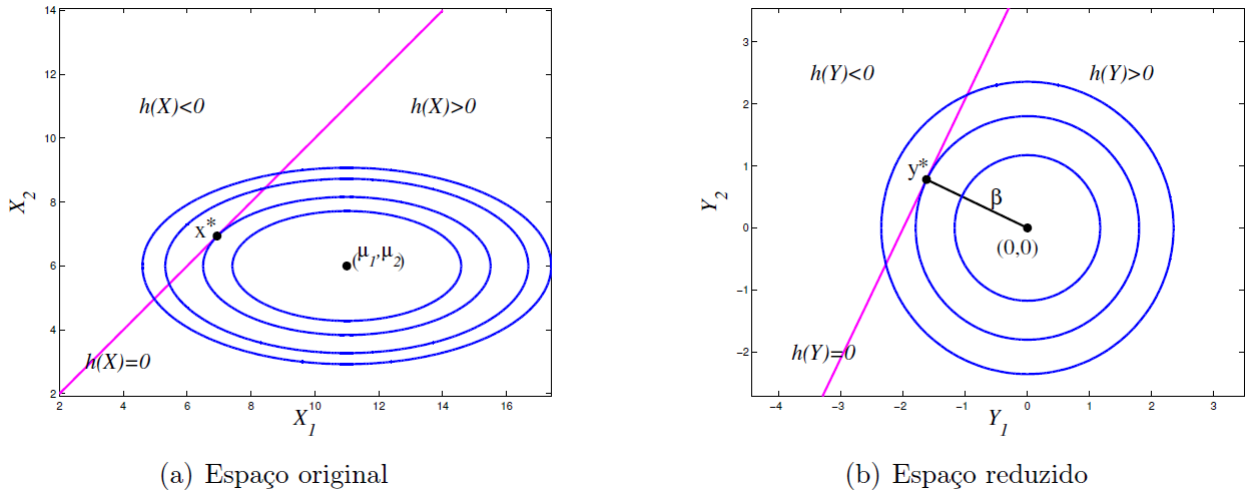


FIGURA 1 – TRANSFORMAÇÃO DAS VARIÁVEIS X_1 E X_2 EM VARIÁVEIS NORMAIS PADRÃO.
FONTE: SANTOS (2012)

2.7 ANÁLISE DE CONFIABILIDADE ESTRUTURAL DE SISTEMAS

Nesse momento é apresentado um resumo de um campo da análise de confiabilidade estrutural, que procura soluções para problemas de engenharia, onde existem vários

modos de colapsos a monitorar. Termos como árvore de falhas são mencionados e definidos, diagramas e problemas intuitivos em segurança de barragens são apresentados. No entanto, trabalhos realizados nessa área são apresentados no próximo capítulo. Muitos dos conceitos mencionados nessa seção e mais informações sobre o assunto são encontrados em Baecher e Christian (2003), informações adicionais são referenciadas.

2.7.1 Árvore de Eventos

Uma variedade de métodos estão disponíveis para a análise de riscos em engenharia, mas as árvores de eventos tornaram-se uma abordagem comum para os sistemas geotécnicos complexos. As árvores de eventos fornecem uma estrutura intuitiva para organizar questões sobre um local ou estrutura particular. Elas tipicamente progridem do início ao fim, em ordem cronológica, e seguem uma cadeia de eventos, uma vez que podem se desdobrar. Também são versáteis na adaptação às condições originais em um local específico.

A estratégia utilizada pelas árvores de eventos é decompor os problemas práticos em pequenos pedaços e depois trazê-los de volta para lançar luz sobre a perspectiva de falhas do sistema. O lugar onde as árvores de eventos tiveram a mais ampla utilização na prática geotécnica é a área de segurança de barragens, motivado pelos trabalhos realizados no *Bureau of Reclamation dos EUA*, *British Columbia Hydro* e da Autoridade de Energia *BC Hydro*, e de outros proprietários de grande cadeias de hidrelétricas e de barragens de irrigação (BAECHER; CHRISTIAN, 2003).

No contexto da análise de risco, falha do sistema significa a cessação de funcionamento que se espera de um local ou estrutura como um todo. Por exemplo, considere uma moderna barragem de terra, simplificada na Figura 2. Uma vez que a função de uma barragem como um todo é reter água (com alguma infiltração admissível), falha funcional ocorre quando a barragem (isto é, o sistema) deixa de reter água. Sistema significa o grupo de elementos que interagindo formam todo complexo do local ou estrutura.

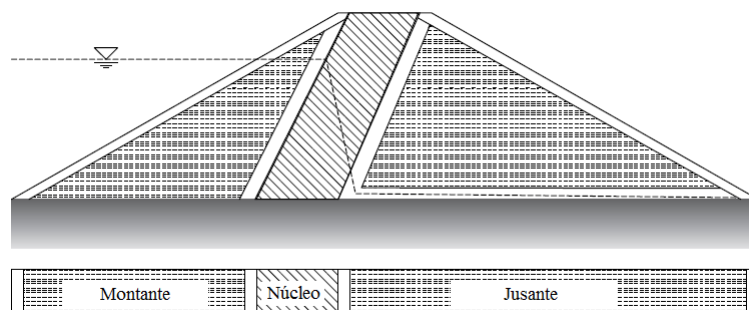


FIGURA 2 – REPRESENTAÇÃO ESQUEMÁTICA DO SISTEMA DE BARRAGEM DE TERRA
FONTE: BAECHER; CHRISTIAN, 2003

O objetivo final da Análise de Árvore de Eventos (AAE) é fornecer informações sobre o funcionamento de um sistema e de como suas incertezas associadas funcionam. Ao

longo do caminho, isso leva a uma quantificação da probabilidade de que o sistema pode deixar de fornecer a sua função essencial. Esta é a probabilidade de falha do sistema. Isto reflete a probabilidade da incerteza agregando conhecimento sobre o desempenho funcional da barragem, meio ambiente, cargas e condições de serviço que a barragem pode enfrentar.

Como em qualquer atividade de modelagem, os pressupostos e simplificações são feitas em cada etapa, contextualizando a barragem como um sistema, criando uma árvore de eventos. Diferentes análises têm diferentes formas de eventos, diferentes maneiras de ligá-la a eventos, e diferentes maneiras de estimar parâmetros e atribuir probabilidades a esses eventos. Uma árvore de eventos reflete uma estrutura de opiniões sobre um sistema, com o meio ambiente natural, na qual o sistema reside. Além disso, é uma representação gráfica das várias cadeias de eventos que possam resultar de algum evento inicial, alguns dos quais, caso ocorram, levaria a falha do sistema.

O nome árvores de eventos vem do fato que, conforme os eventos aumentam, consequentemente aumenta os ramos do diagrama, da mesma forma que os galhos de uma árvore. Como podemos observar na figura 3.

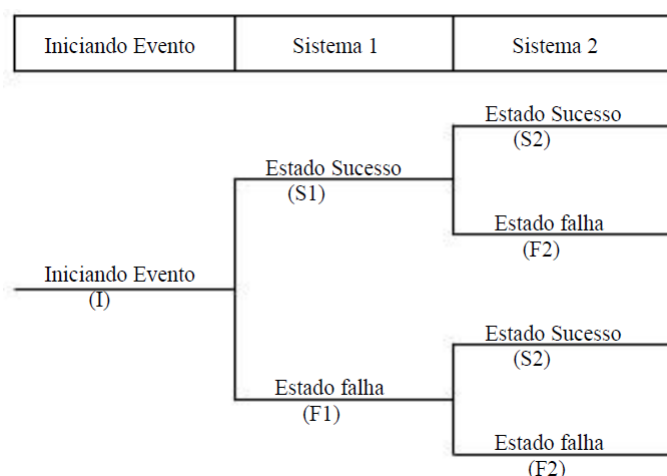


FIGURA 3 – DIAGRAMA DE ÁRVORES
FONTE: BAECHER; CHRISTIAN, 2003

A probabilidade condicional está associada com cada evento, dado todos os eventos anteriores, em árvore. A probabilidade conjunta de uma cadeia de eventos é calculada pela multiplicação das probabilidades condicionais de eventos ao longo da cadeia. Somando as probabilidades de todas as cadeias de eventos que começam a partir de um único evento de iniciação e levaram ao fracasso, produz a probabilidade total de falha. Bury e Kreuzer (1986) e Kreuzer e Bury (1984) dão exemplos de como as árvores de eventos podem ser estruturadas para uma barragem de gravidade.

2.7.2 Probabilidade de Sistemas Estruturais

Um evento é definido como um sistema se a superfície que define o domínio de falha (superfície que está representada por uma ou mais funções de falha) tem mais de um ponto de máxima densidade local de probabilidade ou se existe somente um ponto, porém a superfície não é suave. O ponto de máxima densidade local de probabilidades é aquele que, quando as variáveis randômicas são normais padrão, coincide com o ponto cuja distância até a origem do sistema é mínima (SAGRILO, 1994). A figura 4 define um sistema do ponto de vista da análise de confiabilidade.

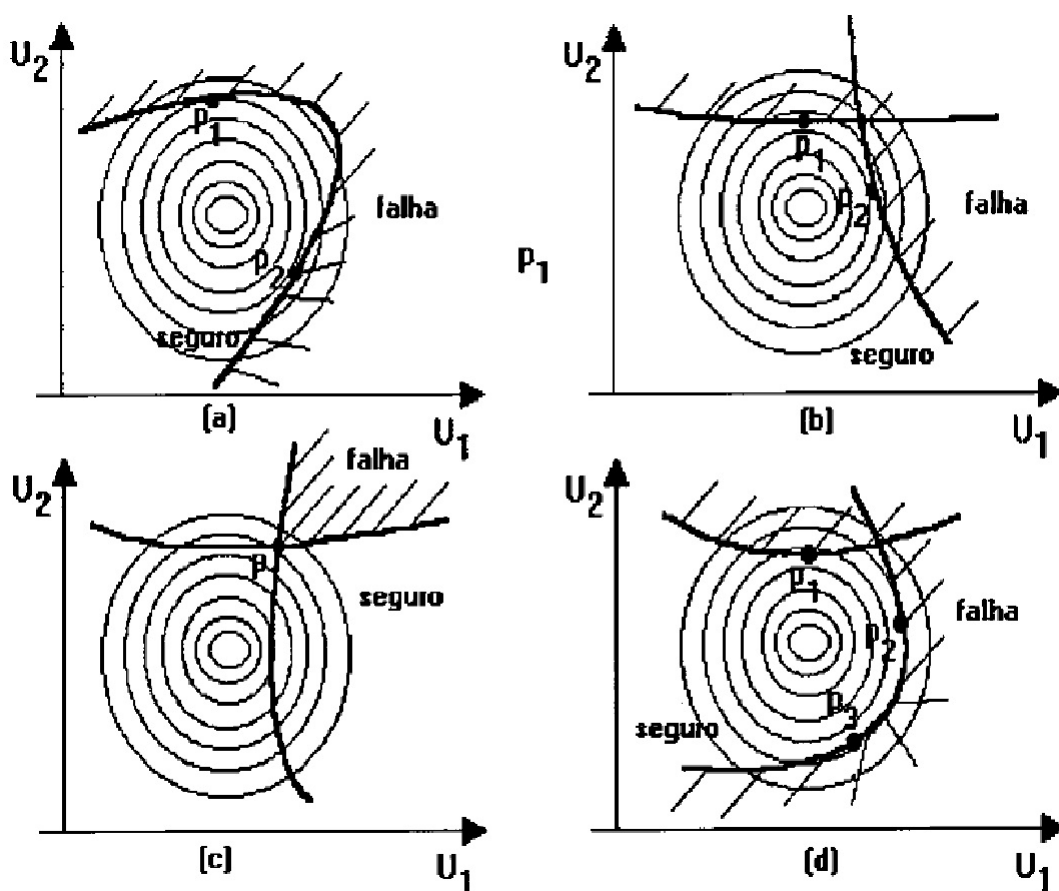


FIGURA 4 – REPRESENTAÇÃO DA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE
FONTE: SAGRILO, 1994

Os sistemas podem ser classificados em sistemas em série e em paralelo. Os sistemas em série servem para representar a união entre os componentes (b), enquanto que os sistemas em paralelos representam a intersecção entre os componentes (c). Sistemas em série também servem para representar uma superfície de falha com mais de um ponto de máxima densidade local de probabilidades (a) e (d). Sistemas que envolvem combinações de sistemas em série e paralelo são chamados de sistemas mistos.

Para a análise de confiabilidade de sistemas estruturais, os diagramas de blocos são comumente utilizados, tais como apresentados na figura 5. Cada componente do sistema representa um evento de falha.

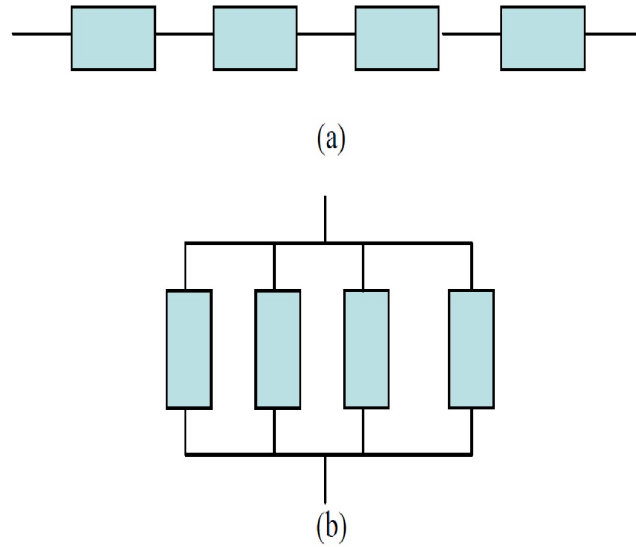


FIGURA 5 – REPRESENTAÇÃO DE SISTEMAS NA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE
 FONTE: SAGRILO, 1994

A figura 5 (a) representa o sistema em série e este é chamado assim, porque a falha de um componente representa a falha do sistema. A probabilidade de falha do sistema pode ser representada pela união dos eventos de falha individuais do sistema e é calculada por (MELCHERS, 1999):

$$P_{f_{serie}} = P\left(\bigcup_{i=1}^n (g_i(x) \leq 0)\right) \quad (2.17)$$

Para um sistema com eventos de falha independentes, a probabilidade pode ser definida pela equação 2.18. Por exemplo, para um duto com n defeitos de corrosão independentes, a falha de um defeito qualquer provoca a falha de todo o sistema, neste caso, a falha do duto (CARVAJALINO, 2010).

$$P_{f_{serie}} = 1 - (1 - P_{f_1})(1 - P_{f_2}) \dots (1 - P_{f_n}) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{f_i}) \quad (2.18)$$

O caso (b) da figura 5 representa o sistema em paralelo, chamado assim, porque a falha do sistema só ocorre quando todos os seus componentes falham. A probabilidade de falha do sistema é definida pela interseção dos eventos de falhas individuais do sistema e calculada por (DITLEVSEN; BJERAGER, 1986).

$$P_{f_{paralelo}} = P\left(\bigcap_{i=1}^n (g_i(x) \leq 0)\right) \quad (2.19)$$

Para um sistema com eventos de falha independentes, a probabilidade pode ser definida pela equação 2.20 (CARVAJALINO, 2010),:

$$P_{f_{paralelo}} = \prod_{i=1}^n P_{f_i} \quad (2.20)$$

Quando os eventos de falha dos sistemas em série ou paralelo são correlacionados, as equações 2.17 e 2.18 já não são mais válidas. Se cada evento de falha do sistema é descrito por uma função limite de falha $g(x)$ ou m , onde m é uma função normal padrão, a probabilidade de falha do sistema pode ser calculada usando a função de probabilidade normal padrão multivariada (FABER, 2006):

$$P_{f_{serie}} = 1 - \Phi(\beta_n, \rho_{nn}) \quad (2.21)$$

$$P_{f_{paralelo}} = 1 - \Phi(-\beta_n, \rho_{nn}) \quad (2.22)$$

Onde, Φ_n é uma função cumulativa n -dimensional normal padrão, β é um vetor com os índices de confiabilidade de cada função limite de falha e ρ é uma matriz de coeficientes de correlação entre as funções limites. As equações 2.21 e 2.22 constitui a base para a primeira e segunda ordem na análise de confiabilidade de sistemas (FABER, 2006).

No caso de duas funções limites, obtêm-se uma função cumulativa bidimensional normal, $\Phi(-\beta_I, -\beta_{II}, \rho_{I,II})$, com coeficiente de correlação entre as duas funções limites e definido por (FABER, 2006):

$$P_{I,II} = \alpha_i^T \cdot \alpha_{II} \quad (2.23)$$

Onde, α_i é um vetor normal à função limite i padronizada no ponto de projeto (y_i^*) e pode ser calculado por:

$$\alpha_i = \frac{y_i^*}{\beta_i} \quad (2.24)$$

$$\max_{i=1}^n \{P(F_i)\} \leq P_f \leq 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P(F_i)) \quad (2.25)$$

onde os correspondentes limites inferiores para o caso de correlação completa e o limite superior para o caso de correlação é zero.

Para um sistema paralelo as mesmas considerações se aplicam levando à constatação de que o correspondente superior vinculados à situação em que todos os modos de falha são totalmente correlacionadas é menor vinculado à situação em que todos os modos de falha são correlacionados,

$$\prod_{i=1}^n \{P(F_i)\} \leq P_f \leq \min_{i=1}^n (P(F_i)) \quad (2.26)$$

Finalmente, para sistemas mistos, aqueles constituídos por ambos os sistemas em série e paralelo, pode-se reduzi-los em um sistema em série ou paralelo, de forma sequencial, reduzindo os subsistemas em componentes. Para melhor compreensão observe o exemplo.

Considere o sistema misto ilustrado na Figura 6 em que os componentes representam os modos de falha de um sistema estrutural.

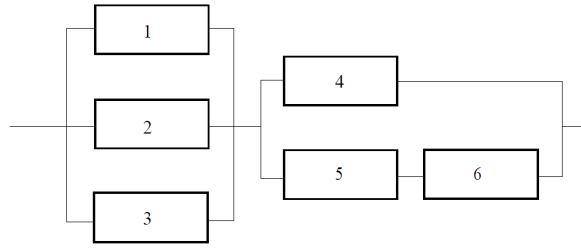


FIGURA 6 – REPRESENTAÇÃO DE SISTEMAS MISTO NA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE
FONTE: (FABER, 2006)

Vamos supor que as probabilidades de modos de falha são as indicadas a seguir e, além disso, que não se sabe até que ponto os modos de falha são correlacionados.

$$P(F_1) = P(F_2) = P(F_4) = 1.10^{-2}$$

$$P(F_3) = P(F_5) = P(F_6) = 1.10^{-5}$$

O sistema misto, tal como ilustrado na Figura 6 pode ser sucessivamente reduzida para um sistema de séries como mostrado na Figura 7. Neste sistema reduzido precisamos determinar as probabilidades de falha dos componentes $1 \cap 2 \cap 3$ e $4 \cap \{5 \cup 6\}$. Considerando-se primeiro o elemento $1 \cap 2 \cap 3$ e assumindo que não há correlação, temos a partir da Equação 2.22 que a probabilidade de falha é $P(1 \cap 2 \cap 3) = (1.10^{-2})^2(1.10^{-5}) = 1.10^{-9}$. Para o componente $4 \cap \{5 \cup 6\}$ devemos considerar primeiramente o subsistema $\{5 \cup 6\}$ em série, com a aplicação da equação 2.21 determinamos $P(\{5 \cup 6\}) = 1 - (1 - 1.10^{-5})^2 = 2.10^{-5}$. Depois disso, aplicando novamente a equação 2.22 obtemos $P(4 \cap \{5 \cup 6\}) = 1.10^{-2} \times 2.10^{-5} = 2.10^{-7}$.

Por fim, temos que a probabilidade de falha para o sistema misto é dada por:

$$P_{S,\rho=0} = P(\{1 \cap 2 \cap 3\} \cup \{4 \cap \{5 \cup 6\}\}) = 1 - (1 - 2.10^{-7})(1 - 1.10^{-9}) = 2,01.10^{-7}.$$

2.8 A SEGURANÇA DE BARRAGENS

O objetivo das próximas seções é apresentar os trabalhos científicos encontrados na literatura que contribuíram para o desenvolvimento da análise de confiabilidade e também aqueles que são correlacionados ao tema. Os textos auxiliam na compreensão do problema proposto, no conhecimento de estratégias de soluções já abordadas com o objetivo de buscar uma solução para problemas semelhantes. O capítulo também tem razões pela busca de trabalhos que possa caracterizar o tema como algo inovador ainda não estudado na literatura.

Uma barragem é uma estrutura construída no caminho das águas e destinada a retê-la para os mais diversos fins, como abastecimento de água, energia hidroelétrica, irrigação, controle das enchentes e da erosão, canalização dos rios, turismo, etc. As barragens podem ser classificadas em barragens de concreto e barragens de aterro. As barragens de

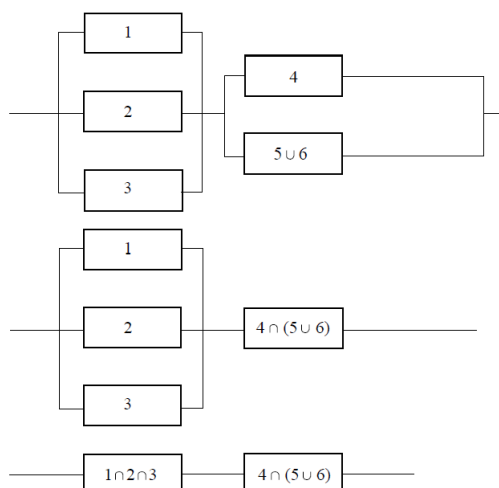


FIGURA 7 – REDUÇÃO SUCESSIVA DO SISTEMA
FONTE: FABER, 2006

aterro são construídas de material pouco resistente quando comparadas com as de concreto, sendo comuns as barragens de terra e barragens de enrocamento. Cada um desses tipos de barragens tem características de construção diferentes, solicitações diversas e desempenho distintos (JAIME, 2006).

A construção, operação e manutenção de barragens, na maioria dos casos, tem sido benéfico à humanidade. Isso não pode ser refutado para os casos em que as previsões de planejamento não foram plenamente realizadas ou onde imprevistos dos efeitos naturais diminuíram os benefícios esperados. Um breve esboço do desenvolvimento histórico ilustra que a humanidade construiu barragens e ainda tem a intenção de manter e construí-las no futuro (GIULIANI *et al.*, 2003).

O curso natural do rio que flui por um vale pode sustentar a vida de algumas pessoas e seu ambiente. O rio limita a população e ameaça a sua subsistência por aumento dos níveis de água e as descargas durante a estação chuvosa e por falta de água durante a estação seca. O primeiro problema pode ser reduzido pela escolha de uma região mais distante do rio, pesando o custo de transporte de água contra os riscos de inundações. A segunda é mais difícil de ser resolvida.

O represamento do rio para armazenar a água durante os períodos de seca foi uma grande inovação. O aumento na confiabilidade do abastecimento de água melhorou consideravelmente a produtividade agrícola. Os investimentos em sistemas de irrigação poderiam ser justificados com base no fornecimento de água mais estável. Com o crescimento da população foi necessário aumentar o tamanho das barragens e a capacidade de armazenamento. Com a construção de barragens mais elevadas tornou-se possível a geração de energia. A disponibilidade contínua de água e energia formou a base para o aumento da riqueza que permitiu o desenvolvimento humano e o aumento do número de pessoas, muitas das quais viviam a jusante da barragem. Além disso, o aumento da capacidade do reservatório também tinha reduzido a ocorrência de inundações nessas áreas,

criando condições de vida mais segura.

A população em geral raramente pensa na possibilidade remota de que a barragem pode falhar, mas desfruta de seus benefícios. No entanto, a perspectiva remota de falha é um motivo de preocupação para os engenheiros e a comunidade científica em geral. De acordo com Giuliani *et al.* (2003) o objetivo fundamental da segurança de barragens é proteger as pessoas, os bens e o ambiente, do prejudicial efeito da falha de operação ou falha de barragens e reservatórios.

Ainda segundo Giuliani *et al.* (2003) o objetivo de proteger pessoas, bens e o ambiente contra os efeitos da falha da represa tem que ser alcançado sem limitar indevidamente os benefícios criados pela operação de barragens e reservatórios. Para alcançar os mais altos padrões de segurança que podem ser razoavelmente atingidos, devem ser tomadas medidas para:

1. Controlar a liberação de descargas prejudiciais a jusante da barragem através de controles embutidos no regime de funcionamento normal da barragem;
2. Restringir a probabilidade de eventos que podem levar a uma perda de controle sobre o volume armazenado do vertedouro e outras descargas;
3. Através de medidas preventivas detectar locais de possíveis acidentes, mediando as consequências de tais eventos antes que eles ocorram, possibilitando medidas emergenciais satisfatórias.

Portanto, em resumo, quando realizado o objetivo da segurança de barragens significa que foram tomadas todas as medidas razoavelmente práticas para evitar falha da represa, e, para mitigar as consequências, deve ocorrer um alto nível de confiança de que a probabilidade de eventos com potencial para causar sérios danos é extremamente baixa e um alto nível de confiança de que, se ocorrer algum evento de falha as consequências adversas serão extremamente baixas.

O problema então consiste em determinar formas de avaliar essas incertezas. Na avaliação de risco de falha de uma barragem várias forças estão atuando na estrutura, algumas forças com funções estabilizadoras e outras desestabilizadoras, tais forças podem provocar anomalias na estrutura como o tombamento e o deslizamento. Diante disso, um sistema de monitoramento deve ser implantado logo no início da construção da barragem, possibilitando o acompanhamento do comportamento da estrutura.

Com o desenvolvimento dos computadores nos últimos anos, técnicas de estatísticas multivariada e confiabilidade estrutural ganharam força e estão sendo amplamente aplicadas, podendo citar Villwock (2009) que em sua tese apresentou uma metodologia enquadrada no contexto *KDD* "Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados", que possibilitou a hierarquização dos instrumentos para automatização por suas importâncias. Ainda segundo Villwock (2009) o conceito de segurança de barragens envolve

aspectos estruturais, hidráulicos, geotécnicos, ambientais e operacionais. E um sistema de instrumentação capaz de monitorar o comportamento geotécnico e estrutural de uma barragem é essencial para avaliar seu comportamento e integridade.

Segundo KRÜGER (2008) a avaliação de confiabilidade de um sistema é complexa, pois depende de muitos fatores como, contribuição da falha dos componentes na falha do sistema, redundância da falha no sistema, comportamento de um componente ou de todo o sistema após uma falha e correlações estatísticas entre os eventos de falha progressiva de componentes.

Em Engineers (1987) e Engineers (1995) se encontram alguns objetivos da instrumentação de barragens. Nesses manuais os principais objetivos de um plano de instrumentação geotécnico são agrupados em quatro categorias: avaliação analítica; predição de desempenho futuro; avaliação jurídica, desenvolvimento e verificação de projetos futuros. Uma boa revisão sobre a importância da instrumentação para a avaliação da segurança de uma barragem pode ser encontrada em Dibiagio (2000) e Duarte, Calcina e Galván (2006).

2.8.1 Monitoramento da Barragem

Em uma barragem de concreto existem forças atuando na estrutura, pode-se citar a subpressão, que é gerada pela diferença do nível de água (montante-jusante) que gera um gradiente hidráulico entre montante e jusante da barragem, fazendo com que a água do reservatório queira passar para jusante buscando o equilíbrio hidráulico, temos também as forças horizontais, denominadas pressões hidrostáticas, gerada pela água do reservatório que atuam de montante à jusante sobre a barragem. Como antes citado, essas duas forças são chamadas de forças desestabilizadoras, ao contrário da força gerada pelo peso da barragem que é uma força estabilizadora da estrutura. A combinação dessas forças podem gerar o tombamento e/ou deslizamento da barragem, tanto pelos esforços e momentos diretamente aplicados quanto pelo alívio do peso próprio da estrutura no caso das subpressões (VILLWOCK, 2009).

As condições climáticas também influenciam no comportamento da estrutura. No verão ocorre uma dilatação no concreto, o que provoca o tombamento do bloco à montante. Este tombamento, por sua vez, faz com que o bloco comprima a fundação. No inverno o concreto se contrai, provocando um tombamento do bloco à jusante, voltando a posição inicial. Isto faz com que a pressão exercida sobre a fundação, ocorrida no verão, seja aliviada. Pode-se então identificar um comportamento cíclico da estrutura, intimamente condicionado a condições ambientais que envolvem a obra (VILLWOCK, 2009).

Nas figuras 8a e 8b é apresentado os efeitos das forças atuantes na estrutura de concreto e provocadas pelos ciclos de verão e inverno. Diante disso para preservar a estrutura da barragem um programa de instrumentação é de extrema importância. As principais grandezas monitoradas pela instrumentação, segundo Luz e Luna (1983) são:

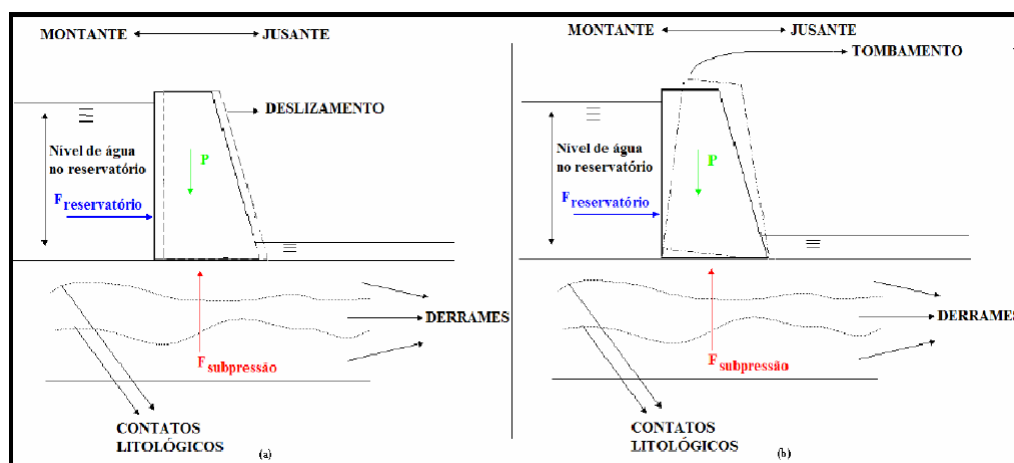


FIGURA 8 – CONDIÇÕES DE CARGA BÁSICA E FORMAS DE INSTABILIZAÇÃO DE BARRAGENS DE GRAVIDADE DE CONCRETO

FONTE: VILLWOCK, 2009

- Deslocamentos;
- Deformações e tensões;
- Temperatura;
- Níveis piezométricos em fundações;
- Pressões de água;
- Vazões.

Para garantir a segurança, a escolha dos instrumentos apropriados é essencial, pois com base nos dados gerados, anomalias serão previstas e as medidas corretivas serão tomadas. Uma boa revisão da instrumentação implantada em barragens com o objetivo de garantir essa confiança nos dados, pode ser encontrada em Matos (2002). Nesse trabalho estão todos os instrumentos utilizados nas medições de deformações de uma estrutura de concreto, suas funções e o desempenho que deles são esperados, como durabilidade e precisão.

Muitas barragens são construídas com a junção de blocos de concreto, que é o caso da Barragem de Itaipu, e os instrumentos estão instalados nesses blocos, é natural imaginar que alguns desses instrumentos tenham uma alta correlação em suas medidas, visto que, dependendo do movimento da estrutura alguns instrumentos serão influenciados. Instrumentos altamente correlacionados estão normalmente associados ao monitoramento de uma mesma anomalia, em Silveira (2003) é encontrado o quadro 9 com as correlações entre os tipos de instrumentos usualmente empregados na auscultação de barragens de concreto, conjuntamente às inspeções visuais, e os principais tipos de deterioração.

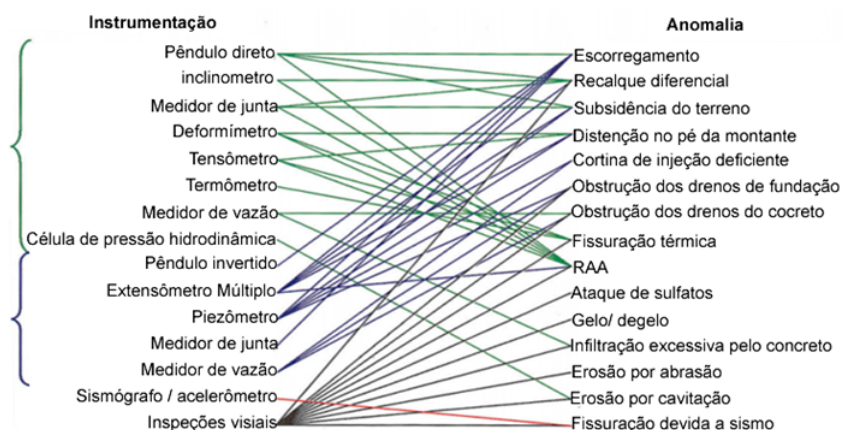


FIGURA 9 – CORRELAÇÃO ENTRE OS TIPOS DE INSTRUMENTOS E A DETERIORAÇÃO DE BARRAGENS DE CONCRETO

FONTE: SILVEIRA, 2003

2.9 APLICAÇÕES DA CONFIABILIDADE ESTRUTURAL

Nessa seção é feito uma revisão da literatura sobre alguns trabalhos realizados na área de confiabilidade estrutural. Primeiramente é dado ênfase em diversos trabalhos sobre avaliação de riscos em barragens, na sequência trabalhos mais relacionados ao assunto proposto terão destaque, principalmente os mais atuais que tratam dos problemas de confiabilidade de sistemas. Percebe-se que grande parte dos trabalhos realizados nos últimos anos visam a melhoria de métodos computacionais desenvolvidos anteriormente, com o objetivo de diminuir o custo computacional ou garantir a convergência do método para a maioria dos problemas de aplicações existentes. Outro enfoque importante e que motiva trabalhos nessa área é a determinação de funções de desempenho capazes de monitorar sistemas estruturais complexos e dos principais modos de falha.

2.9.1 Avaliação de Risco em Barragens

A idéia da análise de confiabilidade estrutural foi inicialmente introduzida por Freudenthal (1947). Nos últimos 60 anos, houve muitas contribuições para o desenvolvimento do campo da segurança estrutural, em geral utilizando a teoria da probabilidade, estatística, análise de decisões, lógica difusa e outros métodos relacionados (RACKWITZ, 2001). Apesar de toda essa atividade e da clara indicação pelo seu uso, a aceitação ampla pela comunidade de engenharia de projeto ainda não ocorreu (KRÜGER, 2008).

A primeira tentativa de questionar a incerteza nos parâmetros de projeto de componentes estruturais se deve a Mayer ¹ (1926, citado por Carvalho, 2011). Ele defendeu a utilização de procedimentos estatísticos para analisar a segurança de componentes estruturais. Anos depois Wierzbicki (1936) propôs os primeiros conceitos probabilísticos de segurança estrutural, onde considerou que as cargas solicitantes e outros parâmetros

¹ MAYER, M. Die Sicherheit der Bauwerke. Springer - Verlag, Berlin. 1926.

de resistência são variáveis aleatórias, dependentes ou não do tempo, e que, para cada estrutura, há sempre uma probabilidade não-nula de falha durante a sua vida útil.

O primeiro método de avaliação de interferência carregamento-capacidade foi o método FOSM (First Order-Second Moment - Segundo momento de primeira ordem), descrito por Cornell (1969) e Hasofer e Lind (1974), baseado no primeiro momento estatístico, que convergia para uma solução exata apenas em casos de problemas lineares com variáveis aleatórias normais.

Rackwitz e Fiessler (1978) introduziram o método FORM *First Order Reliability Method* - Método de confiabilidade de primeira ordem, para lidar com variáveis aleatórias não normais, onde propuseram um índice de confiabilidade em que a variável aleatória podia ser avaliada por sua média e variância, ao invés de apenas sua média, na função de estado limite do projeto. Eles ainda, propuseram um método numérico iterativo, para o cálculo do índice de confiabilidade, que levava em consideração a função densidade de probabilidade da distribuição normal para todas as variáveis.

Fiessler, Neumann e Rackwitz (1979) introduziram o método SORM *Second Order Reliability Method* - Método de Confiabilidade de Segunda Ordem, para lidar com problemas não-lineares, usando expansões quadráticas de Taylor para aproximar a superfície de falha em um ponto de projeto.

Melchers (1983) realçou a importância de considerar, em sistemas estruturais, a correlação entre as variáveis aleatórias para obter uma avaliação correta da probabilidade global de falha do sistema estrutural.

Yen, Cheng e Tang (1980) aplicaram os conceitos de confiabilidade para projetos hidráulicos de bueiros. Método de primeira ordem do segundo momento é usado para determinar a confiabilidade ou probabilidade de falha. A equação básica que utilizaram foi

$$P_f = \Phi \left[\frac{\ln(\mu_L, \mu_R)}{(\Omega_L^2 + \Omega_R^2)^{\frac{1}{2}}} \right] \quad (2.27)$$

onde μ e Ω são a média e o coeficiente de variação, respectivamente, de uma variável. Φ indica a função de distribuição normal padrão acumulada. L representa a carga, e R representa a resistência.

Cheng, Yen e Tang (1982) discutiram vários métodos para o cálculo de risco. Os principais métodos discutidos são o método do período de retorno, o método de integração direta, o método de simulação de Monte Carlo, Método do Valor-Medio de Primeira-Ordem do Segundo Momento (MFOSM) , e, finalmente, Método Avançado de Primeira Ordem do Segundo Momento (AFOSM). A equação básica utilizada para o método (MFOSM) é a que segue:

$$P(Y > Q) = 1 - \left(1 - \frac{1}{T_r}\right)^n \quad (2.28)$$

onde, $P()$ representa o risco para um período n -ano em análise. Y e Q representam o valor real de projeto da variável física em consideração e T_r denota o período de retorno.

A equação 2.28 pode ser usada se as ocorrências da variável aleatória Y são independentes entre os anos e o sistema hidrológico é invariante.

Vanmarcke e Bohnenblust (1982) discutiram os procedimentos específicos de risco baseados na análise de decisão aplicada à prática de engenharia de barragens. Três diferentes critérios foram utilizados para lidar com perdas sociais, perdas econômicas e comparação de várias contribuições para o risco agregado. Esse trabalho se concentra mais na decisão teórica do que sobre os métodos de avaliação de risco de comportas.

Langseth e Perkins (1983) desenvolveram um modelo para estudar a influência de probabilidades de falha de barragem na análise do vertedouro. Os resultados mostraram que o pensamento tradicional, que assume que um vertedouro maior produz uma barragem mais seguro não é necessariamente verdade.

Bureau (1989) forneceu um guia completo para um programa de análise de segurança e avaliação de barragens. Vários modos e causas de fracasso que lidam com a deterioração da fundação, com defeito no vertedouro, deterioração do concreto, etc, foram discutidos. Essas informações podem ser úteis na análise de uma árvore de falha.

Lee e Mays (1983) discutiram um modelo de risco dinâmico para refletir o risco total de uma estrutura hidráulica incorporando incertezas hidrológicas e hidráulicas. Eles geraram expressões para valores de risco que podem ser aplicadas em toda estrutura monitorada.

Thun (1984) discutiu o problema de redução de risco para a sociedade, devido à falha de barragens existentes. Análise de decisão com base no risco foi utilizada para calcular o custo parcial de risco e custo total de risco. O custo total do risco foi definido como a soma do custo de risco para todos os níveis de carga de todos os tipos de carga e cada modo de falha relevante.

Vanmarcke (1984) desenvolveu um procedimento para quantificar os benefícios de programas de mitigação de risco, com referência específica às barragens. O documento trata mais da gestão de riscos, do que da quantificação dos riscos em projetos de barragens.

Kreuzer e Bury (1984) desenvolveram um procedimento para a avaliação da segurança e risco da barragem. Isto é feito através da identificação das causas de falhas primárias e condições perigosas, da seleção dos cenários de carga, e da análise das causas de falha para cada cenário, resultando em um valor de probabilidade de falha. Esta informação é então utilizada para realizar a avaliação da falha e consequências e, por fim, a estimativa total do risco. A equação básica utilizada é a seguinte:

$$P_f = P(L \geq R) = \int_{R=0}^L \int_{L=0}^{\infty} f_G(L) f_N(R) dR dL \quad (2.29)$$

Na equação 2.29, L representa uma carga crítica e R representa a resistência da barragem com falha ocorrendo quando $L \geq R$. L e R ambos são tratadas como variáveis aleatórias.

Priscu e Stematiu (1984) discutiram o processo de quantificar a probabilidade de falha de barragens e a formulação de critérios de projeto para garantir o equilíbrio

de segurança e riscos. Expressões de probabilidade de falha foram desenvolvidas usando integral de convolução.

Widmann (1984) sugeriu que na fase de concepção, influências extremas devem ser consideradas, verificando o projeto durante a construção e, também, assegurando equipamentos de monitorização adequados. O trabalho se concentra mais na barragem, monitoramento e manutenção do reservatório.

Fannelli *et al.* (1984) discutiram o conceito de simulações da vida útil prolongada no tempo e usaram para realizar análise estatística. O procedimento formal para o cálculo da probabilidade de falha foi apresentado.

Bury e Kreuzer (1985) calcularam as probabilidades de falha de uma determinada barragem de gravidade para as possíveis causas de falha em eventos de dois cenários típicos. Eles, também, em outro trabalho realizaram a avaliação de riscos através da expansão da cadeia de eventos para incluir falha condicionada e as conseqüências atenuantes das ações (BURY; KREUZER, 1986). O método é semelhante ao proposto pelos mesmos autores (KREUZER; BURY, 1984).

Lafitte (1993) aplicou o método da Classificação de Risco desenvolvido por ICOLD (1982) para represar problemas de segurança. Foram utilizados três critérios principais: (1) condições Gerais do local (CGS), (2) as condições da estrutura (CO), e (3) Condições sócio-econômicas da jusante da barragem (CSE). Cada um destes principais critérios são subdivididos em critérios "parciais" que são atribuídos valores numéricos numa escala de 1 a 6, 1 sendo o mais favorável e 6 o menos favorável. Utilizando estes, fatores parciais são calculados para cada um dos três principais critérios para cada barragem. Finalmente, um fator Global (FG) é calculado com base na média ponderada dos três fatores parciais.

Stedinger, Heath e Nagarwalla (1989) aplicaram os conceitos da análise de árvore de eventos para a segurança de barragens. Uma árvore de eventos é usada para descrever os muitos fatores aleatórios que contribuem para as grandes cheias e possíveis danos a jusante. Isto por sua vez permite a avaliação da probabilidade de fracasso da barragem e da distribuição associada aos danos e perdas de vidas. Simulação de Monte Carlo é usada em conjunto com a análise de árvore de eventos para calcular a real probabilidade de fracasso.

Thompson, Stedinger e Heath (1997) discutiram a eficiência dos diferentes métodos de avaliação: árvores de eventos, simples amostragem de Monte Carlo, amostragem hipercubo latino, a amostragem por importância e uma análise estratificada Monte Carlo método (AISMC) à segurança de barragens.

Pate-Cornell (1984) apresentou um método para realizar a avaliação probabilística e otimização de sistemas de alerta e comparou seu desempenho e eficácia com outros meios de gestão de riscos. A árvore de decisão para o monitoramento da barragem é apresentada. A base do trabalho é a análise Bayesiana dos efeitos das barragens de controle, incluindo vários eventos aleatórios. Os eventos aleatórios e as variáveis incluídas na análise foram:

ocorrência de falha potencial (probabilidade anual), modos de falha, sinais de ocorrência, tempo de espera, a potencial falha da represa, e a proporção de pessoas salvas.

2.9.2 Análise de Confiabilidade de Sistemas Complexos

A determinação da expressão 2.16 é até hoje uma grande inspiração para o desenvolvimento de muitos trabalhos na área de confiabilidade estrutural. Pode-se citar o algoritmo de HLRF, desenvolvido por Hasofer e Lind (1974) e Rackwitz e Fiessler (1978). O algoritmo desenvolvido por eles também inspirou muitos trabalhos, pois apesar de ter sido bem sucedido em diversas aplicações (LIU; KIUREGHIAN, 1991) e (LIU; KIUREGHIAN, 1986), a sua convergência não foi garantida matematicamente (SANTOS, 2012).

Zhang e Kiureghian (1994) e Santos (2012) apresentaram melhorias ao algoritmo HLRF. Santos (2012) apresentou três novos algoritmos de otimização. O primeiro, denominado nHLRF, foi desenvolvido especificamente para aplicação ao problema de confiabilidade estrutural. Tal algoritmo baseia-se no algoritmo HLRF, no entanto, utiliza uma nova função de mérito diferenciável com as condições de Wolfe para a seleção do comprimento do passo na busca linear. Sob certas hipóteses, o algoritmo proposto gera uma sequência que converge para um minimizador local do problema.

Barbosa (2004) com o objetivo de diminuir o custo computacional em aplicações da análise de confiabilidade estrutural propôs a aplicação de uma rede neural treinada para a substituição de etapas necessárias ao método de Monte Carlo. As redes utilizadas neste trabalho são do tipo *backpropagation*, fazendo-se uso do algoritmo de Levenberg - Marquardt e do algoritmo do gradiente descendente com *momentum*. A aplicação das redes neurais, tanto atuando em conjunto com o método de Monte Carlo quanto substituindo toda a análise, proporcionou bons resultados com baixo custo computacional.

Métodos de aproximação são amplamente utilizados para aliviar o custo computacional nas análises de engenharia. Para as análises de confiabilidade estrutural, uma abordagem comum é o método de superfície de resposta RSM, que é baseado em regressão (KAYMAZ, 2004).

O RSM foi desenvolvido pela primeira vez para representar a relação entre a entrada e a saída de um experiência física por uma expressão matemática simples (WILSON, 1951). No entanto, o uso de RSM foi estendido a outros campos, especialmente para análises em engenharia que envolvem a execução de complexos códigos para aliviar o custo computacional de tais análises (VENTER; HAFTKA, 1997). Uma das primeiras aplicações do RSM para um problema de confiabilidade estrutural foi realizada por Bucher e Bourgand (1990), em que um método de duas fases foi aplicado com uma função de superfície de resposta quadrática (RSF), em que na primeira fase, os pontos experimentais necessários para formar a primeira RSF é gerada ao longo do eixo x_i com coordenadas $x_i = \mu_{x_i} \pm k_i \sigma_{x_i}$ onde μ_{x_i} e σ_{x_i} são a média e desvio padrão da variável aleatória x_i . Em

seguida, a função de desempenho é avaliada nos $2n + 1$ pontos selecionados, que forma a matriz de resposta. Os coeficientes desconhecidos do RSF são obtidos usando o método dos mínimos quadrados. Depois de formada a RSF na primeira fase, esta função é usada no lugar da função de desempenho para obter os resultados de confiabilidade, tais como o ponto de projeto, o índice de confiabilidade e a probabilidade de fracasso. Usando o ponto de projeto, um novo ponto central é determinado para obter os pontos experimentais para a segunda fase, através da qual uma nova RSF é formada, que é assumido como sendo próximo ao ponto do projeto real.

Recentemente, alguns pesquisadores têm melhorado o método de Bucher, como por exemplo Rajashekhar (1993) e Kim e Na (1997), mas seus métodos são principalmente baseados na abordagem de Bucher, que é chamada a RSM clássica. Kaymaz (2004) investigou a utilização do método de Geoestatística para problemas de confiabilidade estrutural, comparando-o com o método RSM clássico. Especificamente usa-se a Krigagem, que é um método de regressão usado em geoestatística para aproximar ou interpolar dados.

A teoria de Krigagem foi desenvolvida a partir dos trabalhos do seu criador, Daniel G. Krige, pelo matemático francês Georges Matheron, no começo dos anos sessenta. Na comunidade estatística, também é conhecida como "Processo Gaussiano de Regressão". A estimação com base em apenas um atributo insere-se no âmbito da Krigagem; a estimação de um atributo à custa de outros atributos insere-se no âmbito da Co-krigagem.

Kaymaz (2004) descobriu em seu trabalho que existem algumas vantagens e desvantagens na aplicação do método de krigagem, com base nos resultados obtidos em alguns exemplos disponíveis na literatura. No entanto, sugere os pontos para os quais o modelo pode ser melhorado para obter melhores resultados em problemas de confiabilidade estrutural.

Um enfoque muito importante da análise de confiabilidade estrutural é a determinação da função de desempenho, principalmente para problemas de confiabilidade de sistemas estruturais complexos. Através dessa função temos conhecimento da região de falha e sucesso. Se a região é não linear ou as variáveis aleatórias envolvidas não segue uma distribuição normal, técnicas de aproximação são utilizadas para a determinação do ponto de projeto e posteriormente a probabilidade de falha. Por sua importância na análise, muitos trabalhos visam encontrar formas de determinar tal função, com o objetivo de facilitar a aplicação dessas técnicas.

Krüger (2008) em seu trabalho determinou a probabilidade de falha através de uma múltipla função de desempenho, em que cada g_i com $i = 1, \dots, n$ monitorava um determinado modo de falha. O conceito de múltiplos modos de falha ou múltiplas falhas de componentes é conhecido como avaliação de confiabilidade de um sistema. Neste trabalho uma análise de confiabilidade completa deveria incluir tanto estimativas no nível dos componentes quanto para o sistema como um todo. Em geral, a avaliação de confiabilidade de um sistema é complexa, pois depende de muitos fatores, como: (1) contribuição da falha

dos componentes na falha do sistema, (2) redundâncias no sistema, (3) comportamento de um componente ou de todo o sistema após uma falha, (4) correlação estatística entre os eventos de falha, e (5) falha progressiva dos componentes.

O objetivo principal era desenvolver uma metodologia para a análise de confiabilidade estrutural de barragens de concreto que seja acessível, podendo ser aplicada em projetos de engenharia, e que utilize dados estatísticos do concreto para a estimativa da confiança de uma seção representativa da barragem, e compará-la com os procedimentos determinísticos normalmente utilizados nas análises de estabilidade, em situações semelhantes de barragens de concreto à gravidade. Ele desenvolveu equações de estado limite para os vários modos de falha analisados em barragens de concreto à gravidade tais como: flutuação, tombamento, deslizamento e tensões normais.

Ainda, segundo Krüger (2008), sobre a noção de considerar a confiabilidade da barragem como sistema, afirma que as dificuldades para estabelecimento das correlações entre os modos de falha e a falta de estudos específicos desta natureza para barragens inviabilizaram a aplicação prática desta consideração dentro da metodologia proposta em seu trabalho, pois foi assumida uma metodologia que pudesse ser aplicada em paralelo com a abordagem determinística tradicional de análise de estabilidade da barragem, a qual considera os modos de falha independentes entre si.

Moses (1982) apresentou a evolução de sistemas de confiabilidade estrutural em engenharia, revisando os métodos de confiabilidade do sistema e os novos conceitos existentes. Desenvolveu uma abordagem de carga para identificar e expressar os modos de colapso através do emprego de um estratégia para identificar e enumerar os significados dos colapsos estruturais, isolando a importância dos componentes críticos no desempenho do sistema. Relata que para a aplicação em escala realista, a análise de confiabilidade do sistema deve ser dividida em duas partes: (a) modelagem em engenharia, o que significa a identificação, descrição e enumeração dos vários modos de colapso, e (b) os cálculos probabilísticos, para determinar as probabilidades de falha individuais, e, em seguida, combiná-los em uma avaliação geral do sistema.

Ainda, segundo Moses (1982) para grandes estruturas a busca de modos críticos é difícil e não é possível assegurar que todos os modos de falha significativos foram encontrados. Normalmente a modelagem necessária da confiabilidade de sistemas procuram expressões dos modos de colapso na forma:

$$g_j = \sum C_{jk} R_k^e - \sum b_{ij} S_i \quad (2.30)$$

onde $g_j < 0$ se ocorreu o colapso j . R_k^e é a k -ésima força e S_i é a i -ésima componente de carga.

Sistemas de falha não lineares também foram estudados, mas nesse caso são mais difíceis de modelar uma expressão como 2.30 conforme G. Edwards ² (1980, citado por

² EDWARDS, G.; TUDHOPE, P. J.; HALSEN, M. A. Offshore jacket platform Failure mode analysis. KIVI Symp. on Safety and Reliability of Structures, T.H. Delft. Sept., 1980.

Moses, 1982). Assim a confiabilidade do sistema denotado por R_s é expressa como

$$R_s = P[g_j > 0] \forall j \quad (2.31)$$

Para Moses (1982), eventos de modo de colapso são correlacionados através de resistências de carga e assim uma exata solução para a expressão 2.31 é geralmente impossível. Ang e Ma (1981) e Vanmarcke (1971) fizeram várias investigações considerando esta combinação para resolver o problema de encontrar uma solução aproximada ou limites para R_s . Gorman (1979) afirma que simulação de Monte Carlo é o único método preciso para combinar as estatísticas de cada colapso a fim de estimar a confiabilidade do sistema R_s .

Assim, como Moses (1982) e Ranganathan (1987), diversos autores perceberam que expressar todos os modos de falha existentes em um sistema estrutural não era viável, e, em seus trabalhos procuraram meios para determinar apenas os modos de falha dominantes, isto é, aqueles que possuíam significativa probabilidade de ocorrência. Murotsu *et al.* (1984), Karamchandani (1987) e Srividya e Ranganathan (1992), desenvolveram métodos para identificar modos de falha dominantes, avaliando suas probabilidades em uma árvore de eventos. A probabilidade de falha do sistema é então calculada com base nas probabilidades e estatísticas das dependências dos modos de falha identificados. Esse processo exige a busca dos modos de falha individuais repetidamente, para que fosse possível avaliar as contribuições dos modos de falha individuais na probabilidade de falha do sistema, o que acarreta enorme custo computacional, especialmente para grandes estruturas com um elevado nível de redundância (DONG-SEOK *et al.*, 2013).

Uma revisão dos métodos desenvolvidos para identificar modos de falha dominantes é encontrado em Shao e Murotsu (1999), que inclui uma abordagem probabilística do método branch-and-bound (MUROTSU *et al.*, 1984), (THOFT-CHRISTENSEN; MUROTSU, 1986), (KARAMCHANDANI, 1987), (LEE; SONG, 2011) e (LEE; SONG, 2012), e técnicas baseadas em simulação (MELCHERS, 1994). Além de uma abordagem determinística como o método de carregamento incremental (MOSES, 1982), método de descompactação (THOFT-CHRISTENSEN; MUROTSU, 1986) e os métodos baseados em programação matemática (COROTIS; NAFDAY, 1989) ou empregando técnicas heurísticas (XIAO; MAHADEVAN, 1994) e (SHETTY, 1994). Em geral, a abordagem probabilística é considerada teoricamente rigorosa e computacionalmente cara, enquanto a abordagem determinística é computacionalmente eficiente, mas tem um risco de excesso de busca de modos de falha importantes (SHAO; MUROTSU, 1999).

Shao e Murotsu (1999) propuseram uma melhorada técnica de busca seletiva baseada em simulação, em que um algoritmo genético GA (HOLLAND, 1975), (GOLDBERG, 1989) é usado para encontrar um pequeno número de modos de falha dominantes que são mais prováveis de contribuir para a falha do sistema.

Thoft-Christensen e Murotsu (1986) trataram de dois temas sobre a teoria de confiabilidade estrutural de sistemas, um abrange a geração automática de equações de

modos de falha, identificações de modos de falha estocasticamente dominante, avaliação da confiabilidade de estruturas redundantes, emprego do método de matrizes para incluir matrizes de rigidez reduzidas e forças nodais equivalentes, que representam os elementos que falharam, para expressar a margem de segurança dos elementos. O outro discute os vários problemas de projeto ótimo baseado no conceito da confiabilidade. Esses problemas são interpretados através de soluções para problemas de otimização multi-objetivo.

Le e Li (1989) apresentaram um modelo para a confiabilidade e a análise de desempenho de sistemas onde as componentes podem degradar de uma maneira estatisticamente dependente. Medidas de confiabilidade e desempenho do sistema são calculados considerando os estados mais prováveis. Existem outros trabalhos na literatura que lidam com componentes dependentes (DRAPER; EVANS; GUTTMAN, 1989). O conceito de componentes associados foi introduzido por Barlow e Proschan (1965), em que se assume que se um componente dependente C falhar, em seguida, os outros componentes falham de forma mais provável. A indisponibilidade $Q_s(t)$ é derivada usando o princípio da inclusão-exclusão e é expresso como (HENLEY; KUMAMOTO, 1981):

$$Q_s(t) = P_r \left(\bigcup_{i=1}^{N_c} d_i \right) = \sum_{i=1}^{N_c} P_r(d_i) - \sum_{i=2}^{N_c} \sum_{j=1}^{i-1} P_r(d_i \cap d_j) + \dots + (-1)^{N_c-1} P_r(d_1 \cap d_2 \cap \dots \cap d_{N_c}) \quad (2.32)$$

onde N_c é o número total de cortes mínimos e d_i são todos os eventos básicos que ocorrem no corte mínimo definido no momento t . A quantificação de sistemas que incluem eventos dependentes é feita usando o princípio da inclusão-exclusão, juntamente com modelos de Markov (TRIVEDI, 2000). Derman e Ross (1995) discutiram procedimentos para o cálculo de probabilidades multinomiais para maximizar a probabilidade k de um sistema n . Um método de simulação é utilizado que emprega uma técnica de redução de variância para estimar a fiabilidade de um sistema de n componentes.

3 INSTRUMENTAÇÃO E MONITORAMENTO

Este capítulo tem por objetivo introduzir algum aspecto da instrumentação e a forma de monitoramento na Usina Hidrelétrica de ITAIPU, as informações aqui apresentadas estão disponíveis em Binacional (2003).

3.1 INSTRUMENTAÇÃO

O sistema de instrumentação é feito através de um plano de instrumentação que consiste em um projeto de instrumentação obtido primeiramente através dos resultados do estudo detalhado das características geológico-geotécnicas da região e do entorno onde estará locada a barragem, através do qual são definidas seções e blocos chaves a serem observados e instrumentados (MATOS, 2002). Por exemplo, na figura 10 está mostrado o esquema de blocos chave na barragem de Itaipu.

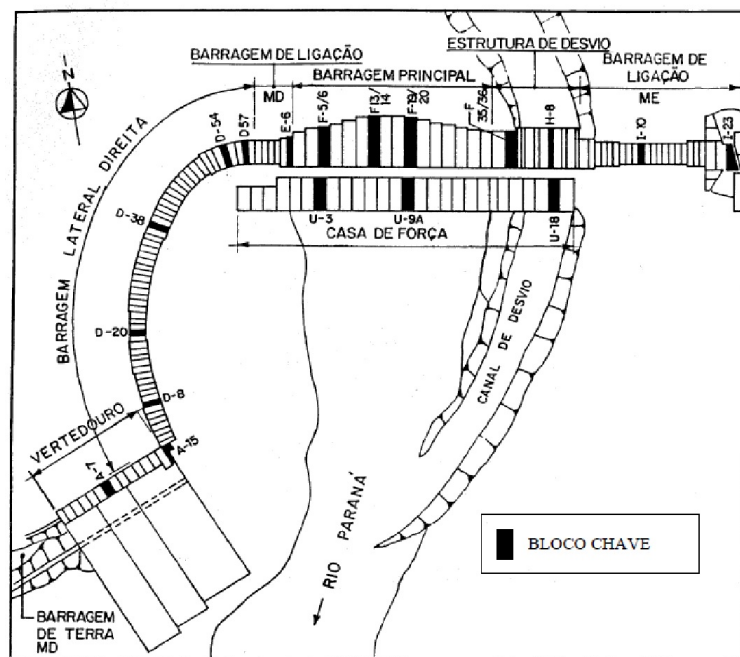


FIGURA 10 – ESQUEMA DE BLOCOS CHAVES NA BARRAGEM DE ITAIPU
FONTE: BINACIONAL, 2003

Foram instalados mais de 2000 instrumentos, 90% dos quais considerados permanentes. Após oito anos de operação do empreendimento, a maioria dos instrumentos está funcionando ou em condições de uso. Com exceção dos marcos ou dos alvos topográficos e das bases de alongâmetro para medição da abertura das juntas ou fissuras, todos os outros instrumentos estavam embutidos ou situados no corpo da estrutura, ou instalados em furos nas fundações. Os tipos e finalidades dos instrumentos são:

Nas fundações foram instalados:

- Piezômetros para medir a pressão dos poros e a subpressão hidráulica em juntas ou contatos escolhidos no maciço rochoso ou no contato barragem-fundação;
- Furos de drenagem para medição de percolação total e da subpressão a jusante da cortina de injeção principal;
- Extensômetros múltiplos para medição das deformações totais e diferenciais, tanto na direção vertical como na horizontal, das fundações em relação às estruturas.

Nas barragens de aterro foram instalados:

- Piezômetros para medir a pressão dos poros no núcleo e no contato núcleo-fundação;
- Marcos e alvos topográficos para levantamento de alta precisão para medição dos deslocamentos horizontais e verticais em relação a marcos de referências permanentes situados nas margens em locais afastados e não afetados pelos recalques;
- Medidores de recalques para monitorar os recalques durante a construção, após a conclusão e durante a operação do empreendimento;
- Células de pressão embutidas no maciço do aterro para medir as pressões nos muros de concreto da transição com as estruturas de concreto.

Nas estruturas de concreto foram instalados:

- Pêndulos diretos e invertidos para medir os deslocamentos horizontais das estruturas de concretos como também das deformações horizontais absolutas da rocha de fundação e da estrutura acima dela;
- Marcos e alvos topográficos para medir os deslocamentos horizontais da crista da barragem em relação às linhas de referências entre marcos situados nas margens em locais afastados e não afetado pelos recalques;
- Bases e pinos, instalados na superfície através das juntas de contração e nas fissuras que ocorreram em alguns blocos de contrafortes, para medição das aberturas com medidor de juntas removível;
- Medidores de juntas embutidos, instalados através das juntas de contração, para medição das aberturas antes e depois da injeção;
- Termômetros embutidos no concreto para medição da temperatura durante a construção e operação;
- Rosetas de deformímetros do tipo Carlson foram embutidas no concreto para medição das variações de volume autógenas, fluência e deformação elástica e temperatura. As tensões foram calculadas a partir dos resultados do deformímetro;

- Tensômetros do tipo Carlson para medição direta das tensões de compressão no concreto;
- Para medição da vazão de percolação pelas estruturas e suas fundações, foram instalados 31 vertedores, medidores de vazão em canaletas, dentro das galerias das estruturas de concreto, nos túneis e a jusante das barragens de aterro.

A figura 11 apresenta a instrumentação instalada em um bloco chave da barragem de Itaipu.

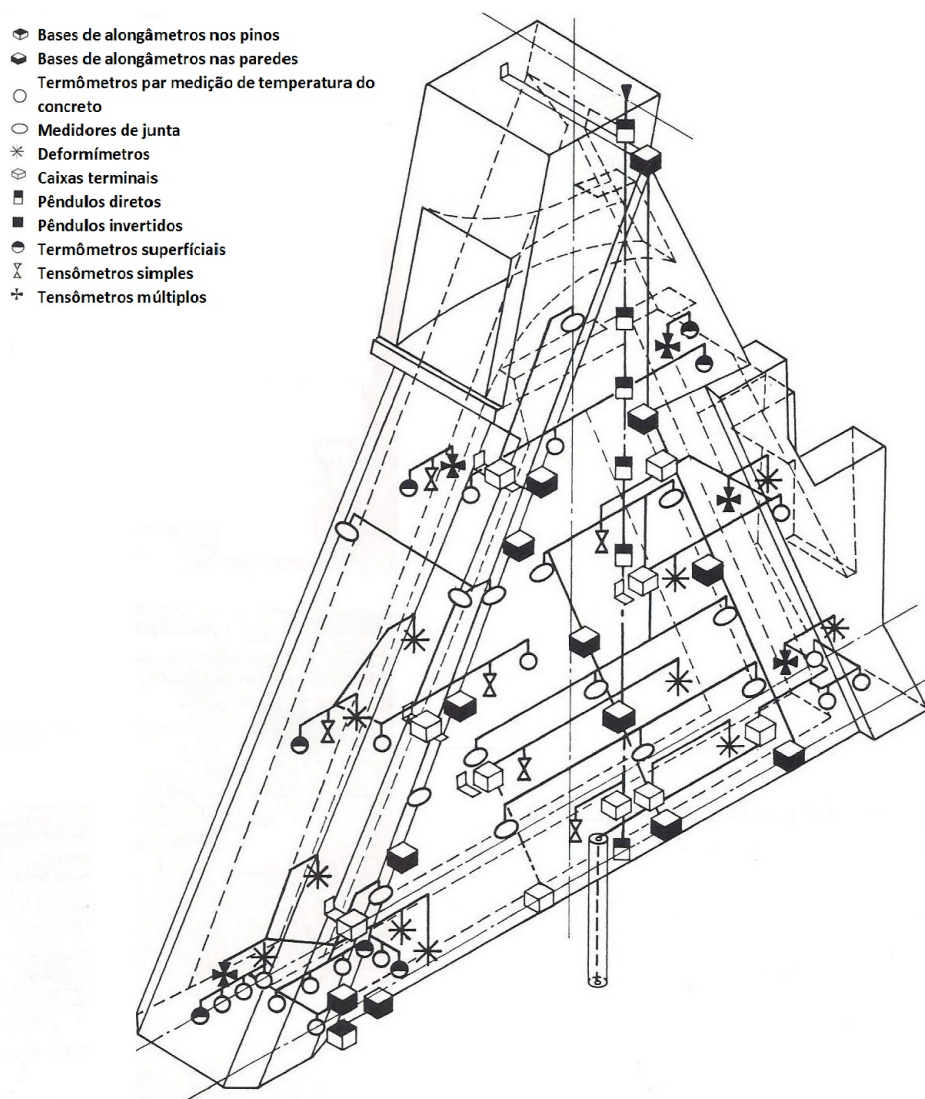


FIGURA 11 – INSTRUMENTAÇÃO TÍPICA DA BARRAGEM DE GRAVIDADE ALIVIADA
 FONTE: BINACIONAL, 2003

3.2 CARCTERÍSTICAS DOS BLOCOS CONSTRUÍDOS

Nessa seção é apresentada as características dos blocos que foram construídos para Usina de Itaipu, tais como blocos de gravidade aliviada, contrafortes e para os blocos

construídos para o vertedouro. Este ultimo com maior ênfase pois são blocos de natureza diferente e são a principal motivação para esse estudo.

A barragem principal é formada por 18 blocos denominados $F1/2$ até $F35/36$, sendo destes, quatro blocos representativos e altamente instrumentados para monitorar seu desempenho, sendo os blocos $F13/14$ e $F19/20$ por serem os mais altos blocos de gravidade aliviada no canal do rio, o bloco $F5/6$ é um dos blocos mais baixo com tomada d'água e conduto forçado e o bloco $F35/36$ é um bloco de 110 metros de altura sem tomada d'água ou conduto forçado, e não tem cavidade completamente fechado, o esquema de instrumentação em um bloco de gravidade aliviada é mostrado na figura 10. A instrumentação na fundação de um bloco de gravidade aliviada engloba extensômetros múltiplos, pêndulos invertidos e piezômetros. Nas chavetas dos blocos de gravidade aliviada bem como na rocha de fundação foram instalados piezômetros, extensômetros, medidores triortogonais e deformímetros.

Para monitorar a barragem de contra forte foram selecionados nove blocos como representativos, cujos instrumentos foram instalados, extensômetros múltiplos verticais e inclinados sob a cabeça, que penetraram de 50 à 70 metros nas fundações, extensômetros múltiplos no corte abrupto da rocha a jusante de alguns blocos na margem direita e piezômetros sob as cabeças de montante.

Para monitorar a casa de força, nas áreas de montagem e nas suas fundações foram instalados no ano de 1982, 22 extensômetros, 79 piezômetros, 2 pêndulos diretos, 156 bases de alongâmetro, 24 medidores elétricos de junta, 10 termômetros embutidos, 8 rosetas de deformímetros, 8 tensômetros para armadura, 10 tensômetros e 9 medidores de vazão, posteriormente foram instalados mais. O quadro 2 mostra os instrumentos instalados em ITAIPU.

UHE ITAIPU - QUADRO DE INSTRUMENTOS DE AUSCULTAÇÃO INSTALADOS																							
ESTRUTURA	TIPO DE INSTRUMENTOS																				TOTAL		
	FUNDAÇÃO							CONCRETO												GEODÉSICA			
	PIEZÔMETRO	EXTENSÔMETRO DE HASTE	MEDIDOR TRIORTOGONAL	MEDIDOR DE VAZÃO	MEDIDOR DE RECARQUE	QUANT. DE INSTRUMENTOS	DRENO	DEFORMÍMETRO	MEDIDOR DE JUNTA	TENSÔMETRO	TENSÔMETRO PARA ARMADURA	BASE DE ALONGÂMETRO	BASE DE PÊNDULO	FOTO COORDINÔMETRO	PAR DE PINOS	TERMÔMETRO	MEDIDOR TRIORTOGONAL	QUANT. INSTRUMENTOS	DRENO	ALVO GEODÉSICO	MARCO DE NIVELAMENTO	TOTAL DE INSTRUMENTOS	TOTAL DE DRENOS
BAR. DE TERRA - MD (Q)	27	-	-	8	-	35	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	14	49	-	
VERTEDOURO (A)	66	14	6	2	-	88	188	27	8	2	-	44	2	-	6	9	-	98	-	2	8	196	188
BAR. LATERAL DIREITA (D)	146	32	-	3	-	181	522	75	2	6	-	179	11	-	64	14	-	351	350	5	20	557	872
BLOCOS LIG. DIREITA (E)	21	4	-	2	-	27	144	-	-	8	-	18	3	-	4	4	2	39	36	1	2	69	180
BAR. PRINCIPAL (F)	77	31	11	11	-	130	1870	112	6	32	-	99	27	4	5	33	3	321	198	4	12	470	2068
ESTRUTURA DE DESVIO (H)	74	11	-	7	-	92	359	-	10	-	-	107	5	-	1	44	-	167	225	2	3	264	584
LIG. ESQUERDA (I)	43	13	-	5	-	61	362	-	2	3	-	2	4	-	19	10	-	102	140	2	8	173	502
CASA DE FORÇA (U)	87	31	5	1	-	124	606	47	30	15	16	112	11	2	-	22	-	255	-	-	-	379	606
ÁREA DE MONT. DIREITA (S)	8	-	-	3	-	11	174	-	-	-	-	12	-	-	-	3	-	15	-	-	-	26	174
ÁREA DE MONT. CENTRAL (T)	7	-	-	1	-	8	65	-	-	-	-	10	-	-	-	-	-	10	-	-	-	18	65
BAR. ENROCAMENTO (K)	60	-	-	1	-	61	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	4	34	99	-
BAR. DE TERRA - ME (L)	48	-	-	6	9	63	56	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	40	103	56
TOTAL	664	136	22	50	9	881	4346	261	58	66	15	645	63	6	99	139	5	1358	949	20	141	2403	5295

QUADRO 2 – INSTRUMENTAÇÃO DE ITAIPU
FONTE: BINACIONAL, 2003

3.2.1 Gravidade Aliviada

Os blocos da barragem de gravidade aliviada são células monolíticas, cada uma delas constituída de uma cabeça de montante apoiada por duas almas de contraforte e fechada por uma cabeça no paramento de jusante. Cada bloco adjacente se encostam mutuamente na cabeça de montante, na cabeça do paramento de jusante e na parte superior, mas são separados por juntas de contração transversais (BINACIONAL, 2003). A figura 12 apresenta um bloco de gravidade aliviada.

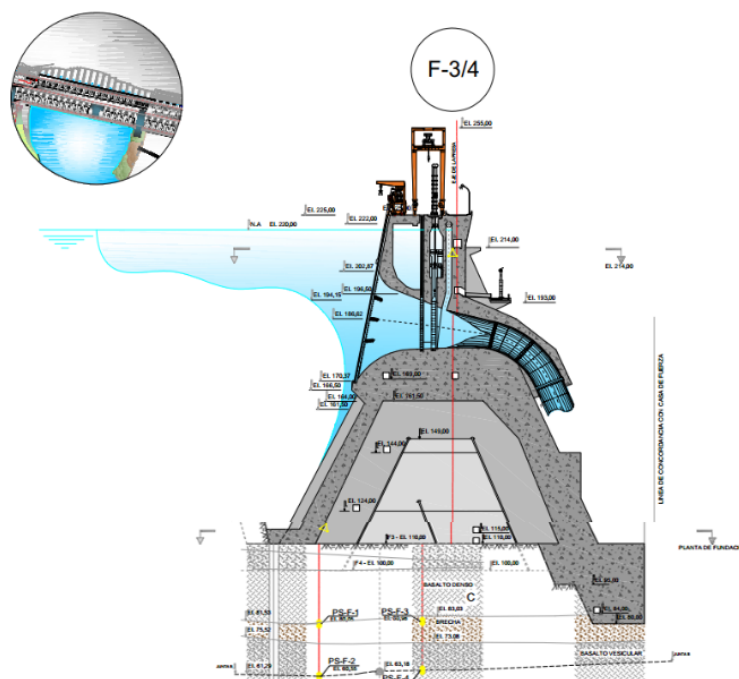


FIGURA 12 – BLOCO DO TIPO GRAVIDADE ALIVIADA
FONTE: BINACIONAL, 2003

Dos 18 blocos de gravidade aliviada da barragem de Itaipu, 16 têm uma tomada d'água localizada no topo e um conduto forçado com diâmetro de 10,5m apoiado no paramento de jusante. O formato do paramento de montante do bloco de gravidade aliviada, que suporta a pressão do reservatório, foi refinado por uma série de estudos bidimensionais pelo Método dos Elementos Finitos (MEF), que consideraram a influência das seguintes variáveis sobre as tensões na cabeça maciça: Chanfros para recortar os ângulos de montante, posição dos veda-juntas nas transversais, espessura mínima líquida no coroamento e na declividade de jusante da cabeça e Espessura dos contrafortes apoiando a cabeça.

Uma vez que a barragem de gravidade aliviada é complexa em sua articulação e construída em estágios, os seguintes aspectos e características foram de especial interesse:

1. Transferência do peso próprio da cabeça de montante aos contrafortes durante a construção;
2. Possibilidade de fissuração interna na cabeça particularmente perto da fundação;

3. Abertura das juntas longitudinais de contração e viabilidade de seu tratamento por injeção;
4. Formação de uma trinca na fundação próxima à cortina de injeção de montante, indicada nas análises pelo MEF;
5. Deformações permanentes e elásticas da fundação, particularmente na direção do fluxo;
6. Resposta monolítica de cada bloco concluído da barragem depois do enchimento do reservatório e de ter alcançado o estágio elástico permanente;

3.2.2 Barragem de Contrafortes

Na margem direita, entre o vertedouro e a barragem principal de gravidade aliviada, há 64 blocos de contrafortes e, na margem esquerda, entre a estrutura de controle de desvio e a barragem de enrocamento, há 19 blocos de contrafortes. Todos os 83 blocos são idênticos na configuração estrutural e perfil e têm 17m de largura no eixo. A figura 13 apresenta um bloco de contrafortes.

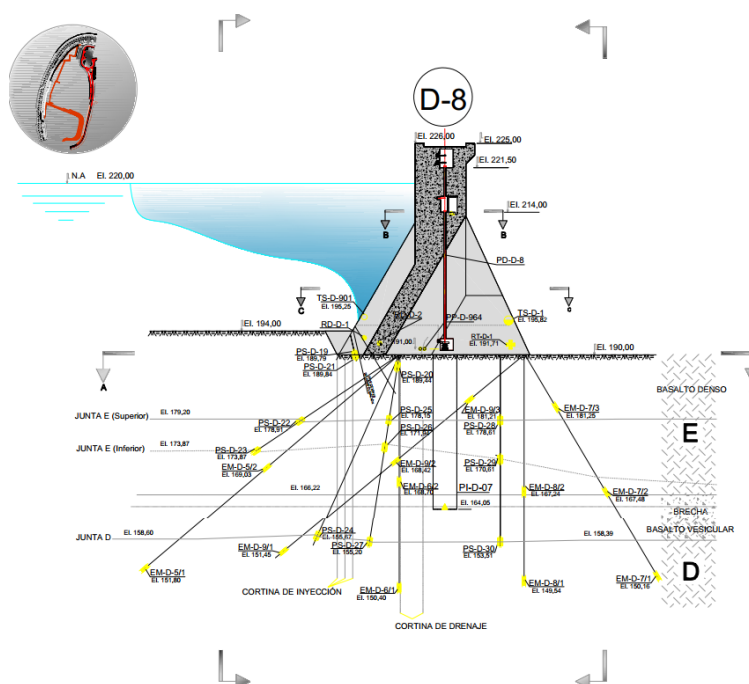


FIGURA 13 – BLOCO DE CONTRAFORTES
FONTE: BINACIONAL, 2003

O tipo de cabeça poligonal do contraforte de concreto massa foi selecionado para as barragens laterais pelas seguintes razões principais: economia, adaptabilidade para construção de um canal adutor e tomadas d'água para uma possível casa de força futura, conveniência como interface com a barragem principal e a estrutura de controle de desvio, otimização das operações de concretagem e simplicidade das formas de construção.

3.3 BLOCO DO VERTEDOIRO

O estudo desenvolvido neste trabalho utiliza os dados do bloco-chave $A - 15$ da Barragem de Itaipu. Esse é um dos blocos que compõem a estrutura do vertedouro que é composta por 15 blocos. Como esses blocos tem a missão de sustentar as calhas do vertedouro, eles possuem uma estrutura diferente das mencionadas anteriormente, e, devido a isso, suas leituras também apresentam dados bem diferentes dos outros blocos do tipo gravidade aliviada e de contrafortes. Esse foi um dos motivos que levou a essa escolha. A seguir é descrito a estrutura desses blocos além de especificar como se dá seu monitoramento e as grandezas que requerem mais atenção, informações a respeito das calhas e do trampolim serão omitidas visto que os instrumentos de monitoramento estão instalados no bloco e toda análise se dá a partir desses dados. As informações mencionadas estão disponíveis em Binacional (2003).

No seu formato final, o vertedouro é convencional com um canal inclinado e uma estrutura de controle em forma de ogiva, dividido em três calhas, cada uma com o seu trampolim. O lado esquerdo do canal de aproximação é margeado pela barragem lateral direita de contraforte e o lado direito por um talude inclinado até o nível natural do terreno, o qual é protegido por rip-rap e muros de concreto. A seção do vertedouro é uma estrutura de gravidade maciça com fundação na $E1\ 180$, a soleira na $E1\ 200$ e a crista da estrutura na $E1\ 225$. São 15 os blocos, com 140 comportas radiais, separados e sustentados por pilares de $5m$ de largura. Cada calha é separada por um muro de concreto armado, do tipo gravidade, ancorado à fundação por chumbadores de aço. Os perfis das calhas estão em diferentes níveis, acompanhando a posição da rocha para minimizar a escavação da fundação. As calhas direita e central têm quatro comportas de $20m \times 20m$ cada e a calha esquerda tem seis comportas de $20m \times 20m$.

A estrutura da crista equipada com comportas foi projetada como uma barragem de concreto de gravidade dividida em 15 blocos com juntas de contração transversais simples localizadas no meio de cada vão. Exceto os blocos das extremidades $A - 1$ e $A - 15$, todos os outros blocos são idênticos, com $20m$ de largura e simétricos com respeito ao pilar da crista. A figura 14 a seguir, mostra o bloco $A - 15$ selecionado.

Análises de tensão, estabilidade e do projeto concluíram que cada bloco teria que ser monolítico e fixado elasticamente à fundação da rocha sã da fundação. As cargas de projeto incluíam:

1. Pressão máxima do reservatório com as comportas tanto fechadas como abertas;
2. Cargas transmitidas através dos munhões das comportas e suas ancoragens;
3. Peso da estrutura;
4. Subpressão da fundação com drenos tanto operantes como inoperantes.

Os fatores admissíveis de segurança e tensão do concreto eram os mesmos do que para as barragens de concreto, onde a classe predominante do concreto usado foi $A - 140 - f$, significando uma resistência à compressão de $1,4 \text{ KN/cm}^2$ aos 365 dias de idade e um tamanho máximo de agregado de 152mm . Para obter baixa permeabilidade e maior resistência à tração no concreto da cabeça de montante foram utilizados agregados de tamanho menor 76mm e teor mais elevado de cimento. A figura 14 apresenta um bloco construído para o vertedouro.

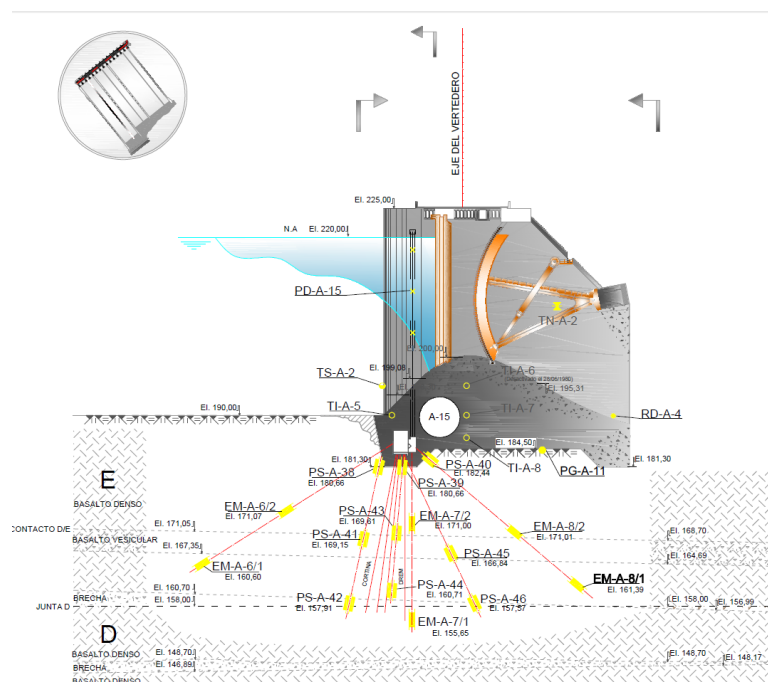


FIGURA 14 – BLOCO DO VERTEDEIRO
FONTE: BINACIONAL, 2003

Os pilares de 5m de espessura que dão suporte aos munhões das comportas foram projetados como muros de concreto armado sujeito tanto à flexão como a torção, já que a mais crítica combinação de carga é a pressão exercida pelo reservatório cheio, com uma comporta fechada e outra aberta.

3.3.1 Instrumentação e Monitoramento do Bloco do Vertedouro

Com o objetivo de avaliar a estabilidade e a segurança das estruturas principais do vertedouro, estrutura da crista com suas comportas, as três calhas e os trampolins, os seguintes itens foram monitorados por instrumentos instalados durante a construção:

1. Estrutura da Crista: deslocamentos, percolação, recalques da fundação e deformações, abertura das juntas, subpressão hidráulica, e temperaturas e tensões no concreto;

2. Calhas: pressões piezométricas (subpressões), vazão de percolação proveniente do contato e dos furos de drenagem debaixo da laje e nas galerias, e aberturas de juntas;
3. Trampolins e lajes de proteção a jusante: pressões piezométricas debaixo dos trampolins, infiltrações dentro das galerias, aberturas das juntas entre trampolim e laje e muros da calha, e deformação das fundações debaixo dos trampolins e lajes de proteção a jusante.

O quadro 3 abaixo, mostra os instrumentos instalados inicialmente no vertedouro:

Instrumentos	quantidades
Piezômetros múltiplos	72
Extensômetro múltiplos de baixo da crista	8
Extensômetro múltiplos dos trampolins	4
Pêndulos diretos	2
Bases de alongâmetro para medidores de junta removíveis	32
Termômetros embutidos	10
Rosetas de deformímetros	2
Tensômetros embutidos	2
Marcos topográficos	2
Medidor de vazão	1

QUADRO 3 – INSTRUMENTOS DO VERTEDOURO
FONTE: (BINACIONAL, 2003)

Uma revisão elaborada de como é efetuada o monitoramento dos blocos do vertedouro é encontrada no parecer técnico fornecido pelos profissionais da barragem (BINACIONAL, 1990). Um breve resumo desse parecer é dado a seguir.

A análise do comportamento dos blocos estruturais é feita com base nas inspeções visuais periódicas e nas leituras da instrumentação existente. Dos 15 blocos existentes no vertedouro os blocos A1, A7 e A15 são os blocos chaves altamente instrumentados. Além disso foram instalados medidores em todas as juntas entre blocos do vertedouro, piezômetros de contato e fundação nos blocos A3, A5, A9, A11 e A13 e medidores de vazão nos blocos A3 e A7.

Os blocos do vertedouro são vistoriados segundo um programa de inspeções periódicas, com a finalidade de serem detectadas e acompanhadas eventuais fissuras, infiltrações, carbonatações e alterações no concreto e armadura. Através das Solicitações de Serviços Aperiódicos (SSA's), geradas pelas inspeções e com a análise das leituras da instrumentação, é possível avaliar o comportamento da estrutura.

Para possibilitar o controle das informações obtidas pela instrumentação foram feitos estudos baseados em análises teóricas e modelos físicos simplificados. Os valores obtidos nesse estudo servem de parâmetro para comparação com as leituras obtidas dos instrumentos. Mais detalhes podem ser encontrados em (ITAIPU, 2003), este boletim

apresenta os resultados da análise da instrumentação das estruturas e fundações do Vertedouro, assim como das observações de campo resultantes das inspeções realizadas na área a jusante do trampolim, torre do mirante do bloco A-15 e nas galerias do trampolim e obras de controle sob a crista do Vertedouro.

Em Itaipu (2003) é dado ênfase ao período compreendido entre março e setembro de 2003 e nele uma análise do comportamento estrutural foi realizada. Com o objetivo de comparações futuras, os resultados mais importantes referentes ao tema encontrados nesse parecer são mencionados a seguir.

3.3.2 Comportamento Estrutural

3.3.2.1 Deslocamentos

a) Pêndulos Diretos: durante março e setembro de 2003, os deslocamentos dos pêndulos na crista dos blocos A7 e A15, na direção do fluxo, se mantiveram no inverno deste ano com movimento para jusante da mesma ordem de grandeza do ano anterior. Os deslocamentos medidos, respectivamente, de 0,9 e 0,7 *mm* foram inferiores aos valores registrados no inverno rigoroso de 2000. Tal comportamento evidencia o efeito térmico da temperatura ambiente no deslocamento da crista dos blocos, considerando que a média das temperaturas médias mensais de inverno (Jun-Jul-Ago) de 2003 com 18,1°C foi mais alta que a média registrada no ano de 2000 de 16,6°C.

Na direção normal ao fluxo, os deslocamentos da crista do bloco A7 ocorre para esquerda hidráulica (EH) durante o inverno e, o valor medido em 2003 de 0,3*mm*, foi levemente inferior ao valor do inverno de 2002. No bloco A15, o histórico mostra os deslocamentos da crista do bloco sempre para EH, tendo sido registrado nos dois últimos invernos valores praticamente iguais 3,8*mm*, como se observa nas tabelas 4 e 5.

Ano	Bloco A7			Bloco A15		
	Montante (Verão) (1)	Jusante (Inverno)	Amplitude	Montante (Verão) (1)	Jusante (Inverno)	Amplitude
1994	-2,2	0,3	2,5	-1,3	0,3	1,6
1995	-2,5	0,0	2,5	-1,4	0,4	1,8
1996	-2,4	1,2	3,6	-1,5	1,3	2,8
1997	-2,0	0,3	2,3	-1,3	0,5	1,8
1998	-2,4	0,5	2,9	-1,4	0,7	2,1
1999	-2,2	0,8	3,0	-1,5	0,7	2,2
2000	-3,0	1,2	4,2	-1,7	1,3	3,0
2001	-2,1	0,4	2,5	-1,4	0,6	2,0
2002	-2,7	0,8	3,5	-1,7	0,7	2,4
2003	-2,7	0,9	3,6	-1,7	0,7	2,4

QUADRO 4 – DESLOCAMENTOS MÁXIMOS NA DIREÇÃO DO FLUXO(mm)
FONTE: ITAIPU, 2003

Ano	Bloco A7			Bloco A15		
	Verão (1)	Inverno	Amplitude	Verão	Inverno	Amplitude
1994	0,7	-0,2	0,9	-1,4	-3,1	1,7
1995	0,9	0,0	0,9	-1,4	-3,1	1,7
1996	0,8	0,0	0,8	-1,2	-3,9	2,7
1997	0,8	0,3	0,5	-1,5	-3,0	1,5
1998	0,6	0,0	0,6	-1,4	-3,6	2,2
1999	0,9	0,0	0,9	-1,5	-3,9	2,4
2000	1,4	-1,0	2,4	-1,1	-4,5	3,4
2001	1,0	-0,2	1,2	-1,5	-3,7	2,2
2002	1,0	-0,5	1,5	-1,5	-3,9	2,4
2003	0,3	-0,3	0,6	-2,2	-3,8	1,6

QUADRO 5 – DESLOCAMENTOS MÁXIMOS NA DIREÇÃO NORMAL DO FLUXO(mm)
FONTE: ITAIPU, 2003

Com relação às amplitudes dos valores de deslocamentos entre verão e inverno de 2003 expõe-se duas situações:

1. Na direção do fluxo as amplitudes, tanto no bloco A7 como no bloco A15, se mantiveram na mesma faixa dos anos anteriores e da ordem de 3,6 e 2,4mm respectivamente;
2. Na direção normal ao fluxo, merece destaque a redução de 56% da amplitude verificada nos deslocamentos da crista do bloco A7, que pode representar uma tendência de retorno à faixa e oscilações observadas antes do inverno rigoroso de 2000. O bloco A15 apresentou amplitude 33% menor em relação ao ano de 2002. A ausência de operação do vertedouro também colabora para se obter a estabilidade dos blocos.

b) Bases de Alongâmetros:

Na galeria da El. 183, 75 sob a crista dos blocos, as bases de alongâmetros indicaram valores máximos de abertura em 2003, similares ao inverno e 2000, variando de 0,5 a 1,3mm, sendo maiores as aberturas da junta entre blocos A6/A7 e bloco A10/A11;

c) Fissuras nas Galerias do Trampolim e Calhas:

As fissuras existentes na galeria G1 monitoradas pelos pares de pinos PPA- 901 a 906 mantém a tendência de abertura gradual das fissuras, destacando-se o medidor PPA-906 posicionado mais a jusante, que movimenta-se com velocidade de 0,03mm/ano.

d) Deformações Autógenas:

As deformações autógenas do concreto no vertedouro - medidas na roseta RD-A1 no bloco A7 e RD-A4/5/6 no bloco A15 encontram-se em fase de retração desde 1992 (relatório R-01/98 4006.50.15201-PR0), tendo alcançado uma faixa de 40 a 60 microdeformações nas rosetas da El. 183 (RD-A – 5/6). Observa-se que as deformações autógenas registradas na El. 188, 80 (RD-A-1/4) indicam valores variando numa faixa da ordem de 20 microdeformações. Essas oscilações sazonais não deveriam ocorrer nos deformímetros atensoriais. Uma causa provável desse comportamento atípico pode ser atribuída às caixas

metálicas atensoriais não serem tão insensíveis às variações de tensões e principalmente de temperaturas, pois esses instrumentos posicionam-se próximo da soleira de jusante do perfil hidráulico (Creager), portanto mais exposto ao sol, quando não está vertendo.

3.3.2.2 Tensões

a) Rosetas de Deformímetros

As variações de tensão indicadas pelas rosetas instaladas nos blocos A7 e A15 apontam para um quadro de estabilização geral com valores uniformes que oscilam acompanhando as variações sazonais da temperatura ambiente. O comportamento desses instrumentos é caracterizado pelo aumento das tensões de compressão no verão e alívio durante o inverno no caso do bloco A – 7. No bloco A – 15 os valores praticamente não se alteram.

b) Tensômetros

Os tensômetros instalados na frente das vigas de munhão do bloco A – 7 (TNA-01) e bloco A – 15 (TNA-02) mostram tensões de compressão oscilando entre $5kgf/cm^2$ no inverno e $31kgf/cm^2$ e $35kgf/cm^2$ no verão, respectivamente nos blocos A – 7 e A – 15. As tensões máximas tanto nas vigas munhão dos blocos A7 como no bloco A15 foram de $25kgf/cm^2$ ocorridas nos meses de Março e Abril de 2003.

3.3.3 Comportamento das Fundações

3.3.3.1 Extensômetros

As deformações do maciço rochoso sob as estruturas de controle do Vertedouro, compreendida pelo derrame E, brecha D até alcançar a junta do derrame D, estão monitoradas pelos extensômetros de haste instalados nas fundações dos blocos A1, A4, A7 e A15 da estrutura de controle.

Os gráficos de deformações mostraram um comportamento normal, mantendo as tendências de compressão da fundação da ordem de $0,5mm$. Merece atenção apenas o fato do extensômetro EMA-6 (bloco A15) que indicou a partir de junho/2003, uma pequena distensão da parte montante do maciço ($0,1mm$), a qual não teve reflexo nas medições dos extensômetros EMA-7/8 da porção central e jusante do maciço. Considerando que o valor de distensão é pequeno e está em fase inicial, deve-se observar as leituras desses instrumentos mais detalhadamente nos próximos meses.

3.3.3.2 Piezometria

As subpressões na fundação do vertedouro e sob as calhas indicadas pelos piezômetros de tubo e elétricos (Geonor) estão de uma maneira geral mostrando leituras estáveis.

Como destaque, o piezômetro PSA-49 da junta D, posicionado na galeria G4 a jusante do túnel viário, vem mantendo seu nível freático oscilando de acordo com a vari-

ação sazonal da temperatura ambiente, apesar de estar instalado a 7m de profundidade. Neste inverno de 2003, essa oscilação ocorreu com menor amplitude e seu nível atingiu a El. 166msnm (metros sobre o nível do mar), que representa 5mca (metros de coluna de água), abaixo do valor histórico registrado no inverno do ano 2000. Por ocasião da elaboração do relatório plurianual de análise do comportamento desta estrutura deve-se realizar ensaios para conhecer as prováveis causas do comportamento dessa feição geológica.

3.3.3.3 Vazões

As vazões de infiltrações pelos drenos da fundação do Vertedouro medidas na galeria da El. 183,75 sob a crista se mantiveram com o valor de 0,48l/s, considerado pequeno se comparado com o valor de referência de 1,2l/s.

A partir de agosto de 2003 as medidas de vazão na galeria da El.183 foram paralisadas devido à adequação dos medidores para permitir o controle das vazões conforme previsto no sistema ADAS. Essas modificações consistiram em:

- Instalação de novo medidor (MVA-04) na saída da galeria, no bloco A15;
- Foi desativado o medidor MVA-03;
- Foi modificada a altura da placa dos medidores MVA-01 e MVA-02 de tal forma que o medidor MVA-04 seja o totalizador das infiltrações nesta galeria.

Diante do que foi exposto e de mais informações aqui omitidas, esse parecer com base na análise da instrumentação instalada e nas inspeções de campo, constatou que o comportamento geral apresentado pelas estruturas e fundações do Vertedouro é satisfatório e permanece dentro de padrões previstos no projeto.

3.4 CORRELAÇÕES DOS INSTRUMENTOS COM AS ANOMALIAS

Esta seção tem por objetivo justificar a associação dos instrumentos com as anomalias que pretende-se monitorar e que são apresentadas no próximo capítulo. As maioria das informações aqui mencionadas estão disponíveis em Jaime (2006) e pareceres técnicos fornecidos pelos profissionais da barragem de Itaipu.

A barragem tem esforços de peso próprio e de água represada, que geram deformação e em consequência um movimento. Este movimento pode ser admissível ou não, conforme o tipo de barragem, se está bem projetada ou não, a rocha de fundação ou solo de um modo geral, etc.

Os problemas de movimento em uma barragem são os seguintes:

1. Problemas de deformação, como recalque, tombamento, etc.;
2. Problemas de permeabilidade, devido a percolação de água dentro dela ou na fundação, excesso da pressão hidrostática como poro pressões;

3. Problemas de resistência ao cisalhamento, como o de escorregamento de taludes;
4. Problemas de transbordamento, que gera forças não avaliadas em uma barragem.

A instrumentação de maciços rochosos visa determinar, fundamentalmente, as medições de deslocamentos, deformações, tensões, sub-pressões e vazões de drenagem, existentes na fundação de uma barragem. Tendo em vista o grande número de equipamentos disponíveis, considerou-se apenas os mais usuais e que tenham demonstrado melhor desempenho no campo: os extensômetros múltiplos, pêndulos diretos e invertidos, piezômetros, inclinômetros e medidores de vazão.

Os extensômetros múltiplos de hastes são instalados em furos de sondagem em função de sua robustez, maior precisão e simplicidade de operação. As hastes são protegidas por uma tubulação vertical, ao longo de sua extensão, entre a ponta de ancoragem e a cabeça do medidor. É frequente o emprego de mais de uma haste, três ou quatro, por furo de sondagem. Pode-se, assim, ter a medição dos deslocamentos e deformações em vários trechos da fundação (SILVEIRA, 2003):

1. o contato concreto-rocha;
2. a camada superficial, desgastada por detonação;
3. as camadas de rocha com diferentes deformabilidades, na fundação;
4. as juntas ou falhas, criando descontinuidades sub-horizontais na fundação.

Então, a medição dos recalques de uma barragem de concreto constitui uma das medições mais importantes no desempenho dessas estruturas durante os períodos de construção, enchimento do reservatório e operação. A partir dos recalques medidos durante a construção, pode-se fazer uma boa avaliação dos recalques durante a fase de enchimento da barragem, umas das mais importantes de seu desempenho. Portanto, a instrumentação deve ser instalada logo no início da construção da barragem, permitindo a medição de recalques.

Os pêndulos diretos visam medir os deslocamentos horizontais com um fio a prumo de aço inoxidável, diâmetro de $1mm$, que corre dentro de um tubo de aço com dimensões de $440mm \times 390mm$. Os deslocamentos horizontais do fio do pêndulo são medidos em relação a uma das paredes da galeria com um micrômetro eletrônico. Em condições normais, os pêndulos diretos só podem ser instalados no fim do período construtivo, dando deslocamentos horizontais da crista da barragem durante o enchimento do reservatório e operação.

Os pêndulos invertidos podem ser instalados em local com galeria de drenagem, onde se faz sondagem de grande diâmetro, perfurando a rocha de fundação da barragem. Com calda de cimento, fixa-se o fio de aço inoxidável na parte mais profunda da sondagem.

O fio é tensionado verticalmente até o piso da galeria, através de um flutuador imerso em um tanque de óleo, permitindo a livre movimentação horizontal do fio.

O uso simultâneo dos pêndulos diretos e invertidos nos mesmos blocos da barragem permite determinar, pelos primeiros, os deslocamentos horizontais da crista em relação à base da estrutura, e pelos segundos, os deslocamentos da base em relação a um ponto fixo da fundação. Assim, os pêndulos permitem determinar o recalque diferencial devido à não homogeneidade da rocha de fundação, e escorregamentos nas descontinuidades da rocha.

Os piezômetros são instalados onde o nível das pressões da água pode comprometer a segurança da barragem de concreto. Apesar do seu baixo custo, os piezômetros são insubstituíveis na instrumentação de barragem, em geral, tendo em vista a sua solidez e confiabilidade.

As medições de deslocamentos cisalhantes da fundação são de grande interesse visto que refletem diretamente as condições de estabilidade da barragem, em termos de escorregamento. Segundo Silveira (2003) o uso de piezômetros é fundamental na detecção de escorregamentos em juntas-falhas sub-horizontais na fundação ou entre derrames, comuns na região Sul e Sudeste do Brasil, tendo em vista que a estabilidade dessas estruturas, em termos de escorregamentos, tombamento ou flutuação, é diretamente afetada pelo nível das pressões piezométricas na interface concreto-rocha e nas descontinuidades sub-horizontais de baixa resistência existentes na fundação.

Os medidores de vazão são instalados ao longo das canaletas de drenagem, junto ao piso das galerias. Com eles, mede-se o volume de água por drenagem da fundação e infiltrações através do concreto da barragem, durante a fase de enchimento do reservatório e no período de operação. É importante porque refletem muitos dos problemas que acontecem em barragens de concreto.

Inspeções visuais periódicas são recomendáveis, para a detecção de eventuais anomalias em seu comportamento. Medidores de junta devem ser instalados em todas as juntas de contração, visando a detecção de recalques diferenciais com os demais instrumentos. No quadro 6, adiante, apresentam-se os principais tipos de problemas encontrados nas barragens de concreto correlacionados aos equipamentos antes descritos.

No Simpósio¹ (1996 citado por Eletrobrás (2003)) é apresentada uma correlação entre os tipos de instrumentos usualmente empregados na auscultação de barragens, conjuntamente com as inspeções visuais e os principais tipos de deterioração.

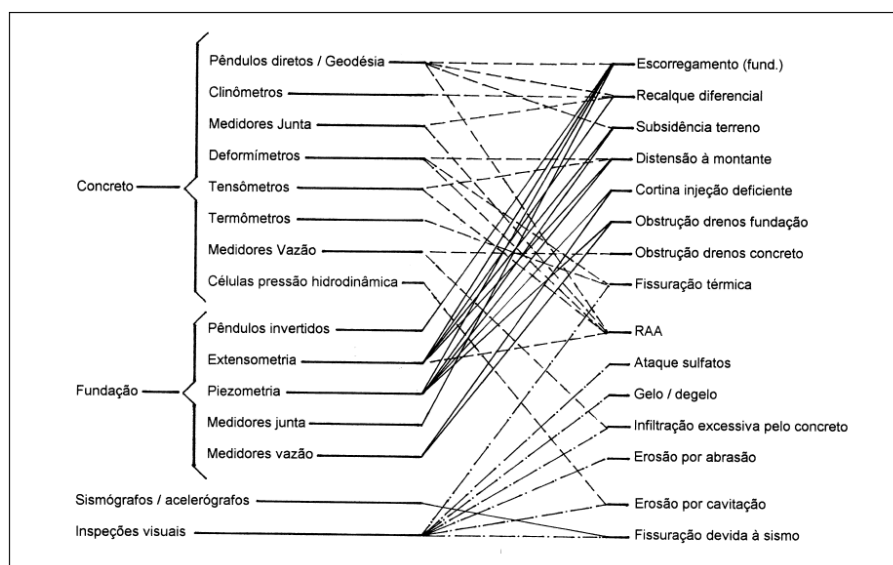
O quadro 7 mostra que muitos instrumentos tem a mesma finalidade, monitorando uma mesma anomalia. Assim, de acordo com esse quadro se um recalque diferencial estiver ocorrendo, o mesmo deverá ser detectado pelos pêndulos diretos, clinômetros, medidores de junta e os extensômetros. Caso ocorra uma distensão a montante, a percepção se dará

¹ COMITÊ BRASILEIRO DE GRANDES BARRAGENS (CBGB). Auscultação e Instrumentação de Barragens no Brasil, II Simpósio Sobre Instrumentação de Barragens. Vol. I, Agosto 19-21. Belo Horizonte. 1996.

através dos tensômetros, deformímetros, extensômetro e piezômetros. Essa propriedade apresentada pelos instrumentos é utilizada adiante para justificar o monitoramento através dos fatores, e dos escores fatoriais.

Anomalias	Instrumentação			
	Extensômetro	Pêndulo	Piezômetro	Medidor vazão
Cortina Injeção Deficiente	-	-	Sim	Sim
Distensão pé de montante	Sim	-	Sim	-
Escorregamento	Sim	Sim	Sim	-
Obstrução dreno de fundação	-	-	Sim	Sim
Obstrução dreno no concreto	-	-	-	Sim
Recalque diferencial	Sim	Sim	-	-
Reatividade álcali-agregado	Sim	Sim	-	-
Subsidência terreno	Sim	Sim	Sim	-

QUADRO 6 – ASSOCIAÇÃO DOS INSTRUMENTOS COM AS ANOMALIAS
FONTE: JAIME (2006)



QUADRO 7 – RELACIONAMENTO DOS INSTRUMENTOS DE BARRAGENS DE CONCRETO COM AS ANOMALIAS

FONTE: ELETROBRÁS, 2003

4 MATERIAL E MÉTODO

Esse capítulo tem como objetivo a caracterização de uma nova metodologia para a determinação dos modos e falha de uma estrutura e do calculo para probabilidade de falha de um sistema estrutural complexo, bem como descrever os dados e programas utilizados.

O método aqui descrito é sugerido para realizar o monitoramento de um bloco de concreto altamente instrumentado, onde as leituras dos instrumentos são variáveis aleatórias correlacionadas entre si, e, capazes de monitorar anomalias na estrutura.

Os passos aqui mencionados tem por finalidade a definição de uma função de desempenho multivariada, onde as variáveis envolvidas sejam apenas as obtidas através das leituras dos instrumentos instalados no bloco de concreto em questão. Com isso, evita-se a utilização das grandezas físicas comumente empregadas, e consequentemente, uma função de desempenho mais simples, sem que seja necessário o cálculo de integrais múltiplas e o emprego de técnicas de programação linear, para realizar o cálculo da probabilidade de falha.

A figura 15 apresenta um fluxograma de todos o passos desenvolvidos na metodologia para atingir os objetivos propostos.

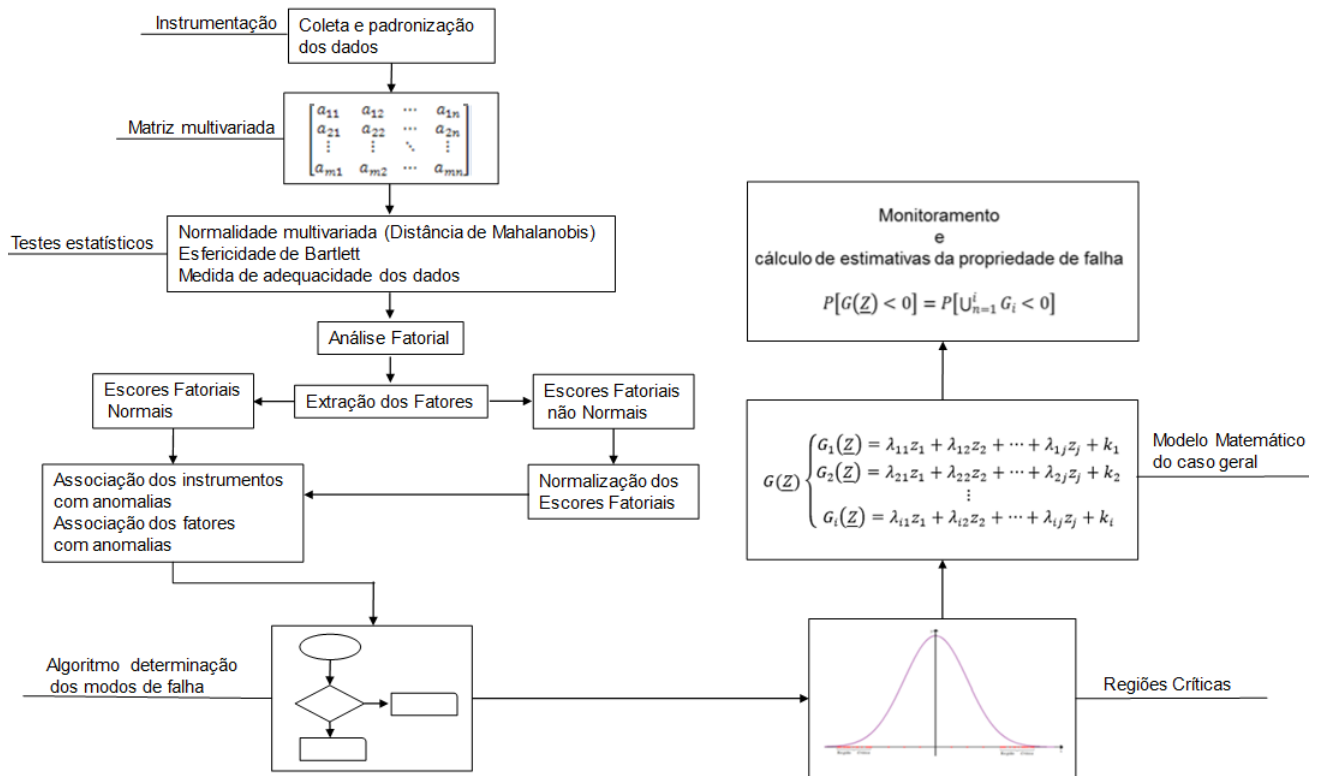


FIGURA 15 – FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA

FONTE: O Autor (2016)

Os materiais empregados nesse estudo são as variáveis aleatórias geradas pelas leituras dos instrumentos instalados no bloco chave A – 15, bloco do vertedouro. No total

foram 50 instrumentos analisados, a grande maioria instalada apenas no bloco $A - 15$, porém alguns instrumentos também pertencem aos blocos $D - 1$ e $A - 14$, pois estão instalados na divisa desses blocos para monitorar aberturas, recalques e deslizamentos.

Os instrumentos instalados na barragem de Itaipu e as funções que desempenham na estrutura foram apresentados no capítulo 3. Pode ser visto no quadro 8 uma breve descrição dos instrumentos que são utilizados nesse estudo, apenas aqueles que estão instalados nos blocos de interesse.

É criada uma matriz $M_{168 \times 50}$ multivariada, com as leituras geradas pelos instrumentos apresentados no quadro 8, incluindo outros dois instrumentos, que medem a temperatura ambiente e o nível do reservatório, que não estão instalados no bloco $A - 15$ mas influenciam todo sistema. Foi considerado um período de tempo a partir de janeiro de 2000 até dezembro de 2013, correspondendo a 168 meses. As leituras no geral não estavam padronizadas, então para possibilitar a análise, os dados mensais foram padronizados. Para os instrumentos que possuíam mais de uma leitura mensal, foram calculadas as médias, que é o caso da maioria. No entanto, alguns instrumentos possuíam apenas leituras trimestrais, o caso dos Termômetros (TI), neles foi aplicado a técnica de interpolação Spline Cúbica, implementada no programa matemático Matlab.

Uma Spline Cúbica é uma função polinomial contínua por partes e de grau menor ou igual a 3 em cada uma delas. Cada parte $y_k(x)$ está definida no intervalo $[x_{k-1}, x_k]$ com $\{k = 1, \dots, n\}$. A vantagem de se interpolar pontos no plano com splines cúbicas é que, como as expressões que a compõem são, no máximo, de grau 3, ela terá as derivadas de primeira e segunda ordens contínuas, evitando que picos sejam formados e que mudanças bruscas de curvatura sejam sofridas nos nós (ou pontos). Ou seja, consegue-se suavização na transição de um nó para outro (RUGGIERO; LOPES, 2010).

O *software* Statistica foi utilizado na determinação dos intervalos de confiança da média para os instrumentos e na aplicação da Análise Fatorial. O *software* Matlab foi utilizado para implementar o algoritmo para determinar os modos de falha e realizar o cálculo das probabilidades de falha de cada evento.

4.1 CARACTERIZAÇÃO DO MÉTODO PARA O CASO GERAL

Os dados das leituras dos instrumentos podem revelar informações importantes sobre a estrutura da barragem, que são utilizadas no próximo capítulo em conjunto com as informações reveladas pela análise fatorial, para substituir as variáveis aleatórias físicas comumente utilizadas nessa análise, como as forças hidrostáticas, coeficientes de atrito, resistência do concreto e peso do bloco.

A metodologia proposta é inspirada num bloco chave da barragem de Itaipu, cujos os dados dos instrumentos estão disponíveis em um banco de dados.

Bloco A-15			
Instrumentos	Quantidade	Unidades	Função
Pêndulo	2	mm	Mede os deslocamentos na direção da jusante e da montante
Extensômetros	6	mm	Mede o deslocamento e deformações que ocorrerão entre pontos no maciço da fundação
Base de alongâmetro	10	mm	Medidor Superficial de Junta para o Concreto
Piezômetro de tipo Elétrico (PG)	1	msnm	Mede a Subpressão
Tensômetro	1	kgf/cm^2	Mede as Tensões
Termometro Superficial	1	C°	Mede a Temperatura
Piezometro do tipo tipo stand-pipe (PS)	8	msnm	Piezômetros para medir a pressão dos poros e a subpressão hidráulica em juntas ou contatos escolhidos no maciço rochoso ou no contato barragem-fundação
Termômetro Interno	3	C°	Termômetros embutidos no concreto para medição da temperatura durante a construção e operação.
Medidor de Tensão para o concreto (TN)	1	C°	Para medição direta das tensões de compressão no concreto
Roseta de Deformação	15	kgf/cm^2	Embutidas no concreto para medição das variações de volume autógenas, fluência e deformação elástica e temperatura

QUADRO 8 – INSTRUMENTOS INSTALADOS NO BLOCO A-15 DO VERTEDOURO
 FONTE: BINACIONAL (2003)

A quantidade de leituras realizadas em cada instrumento do bloco depende da natureza do instrumento e da sua localização, de acordo com o sistema de monitoramento adotado pelo proprietário da barragem. Assim, é possível encontrar instrumentos com leituras semanais, quinzenais, mensais e para alguns a leitura pode ser realizada de forma trimestral. Para realizar a análise dos dados, uma padronização deve ser realizada, é proposto um representante para cada mês, ou seja, para os instrumentos que possuam mais de uma leitura mensal, que calcule-se as médias, para os que possuam leituras trimestrais, utiliza-se uma técnica de interpolação para obter um representante mensal dos meses em que a leitura não ocorreu.

No capítulo 2 foram apresentados os conceitos da análise multivariada, que foi escolhida para fazer o tratamento dos dados coletados dos instrumentos do bloco-chave de concreto. Pretendeu-se com esta técnica classificar e agrupar os instrumentos, de forma a reduzir o número de variáveis na análise, para facilitar a associação desses grupos com as possíveis anomalias que um bloco de concreto possa sofrer. Para nosso propósito foi utilizada a Análise Fatorial. Na aplicação dessa técnica aos dados antes é necessário a confirmação de alguns testes estatísticos, para garantir a adequação do método. Todos os testes necessários para garantir sua eficiência foram apresentados no capítulo 2.

4.1.1 Análise Fatorial

Comprovadas, por meio de todos os os testes estatísticos as premissas necessárias à Análise Fatorial, se inicia a análise. Existem dois métodos para estimação das cargas fatoriais do modelo ortogonal, o método das componentes principais e o método da máxima verossimilhança. Os dois métodos foram aplicados e o que apresentou uma explicação maior da variabilidade foi o escolhido.

A obtenção dos fatores é sem dúvida a etapa mais importante da análise fatorial, e, para decidir quantos fatores utilizar, pode se usar o método para determinação do número de fatores sugerido por Kaiser e Rice (1974), do mínimo autovalor, que considera apenas os fatores cujos autovalores sejam superiores a um.

Uma vez decidido o número de fatores, deve-se verificar se alguns dos instrumentos que compõem a matriz multivariada apresentam comunalidade baixa, caso existam, os mesmos devem ser retirados da matriz e todos os testes estatísticos devem ser refeitos, antes de realizar novamente a análise fatorial. Se todos os testes forem bem sucedidos novamente, a nova análise fatorial deverá ter um melhor desempenho na explicação da variabilidade.

4.1.2 Extração dos Fatores

Decidido o número de fatores, é possível estimar os escores fatoriais, os quais serão as variáveis aleatórias que substituirão as leituras dos instrumentos na análise dos dados.

Para o propósito é fundamental que os escores fatoriais satisfaçam a condição de normalidade, pois essa garantia facilita a identificação das regiões de falha e futuramente no cálculo da probabilidade de falha. Para checar esta condição foi utilizado o teste de Liliefors (1967), que é uma modificação do teste de Komolgorov - Smirnov, para o caso onde possui apenas a média e o desvio padrão da amostra.

Aplicado o teste e identificado que os escores fatoriais possuem distribuição normal, utilizam-se esses escores para o monitoramento de anomalias na estrutura. Para utilizar os demais escores fatoriais, não Gaussianos deve-se encontrar uma transformação para distribuição normal que satisfaça a definição 2.1. No caso geral assume-se que os escores já possuem a condição de normalidade ou que quando não possuem, uma transformação conforme a definição 2.1 foi encontrada. A determinação dessas transformações nem sempre é fácil, o resultado a seguir tem a função de restringir o número de funções que podem ser utilizadas nessa metodologia para a normalização dos dados.

Proposição 4.1. *Seja X uma v.a. com uma distribuição de probabilidade qualquer e $T : X \subset \mathbb{R} \rightarrow Y \subset \mathbb{R}$ uma função positiva que transforma X em $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$. Se $\forall x_i, x_j \in X$ com $|x_i| < |x_j|$ implica em $T(x_i) < T(x_j)$, então, T preserva uma mudança no comportamento.*

Demonstração: 1º Caso) $x_1 < x_2$ e $|x_1| < |x_2|$.

a) $x_1 > 0$ e $x_2 > 0$.

Seja um $x \in (x_1, x_2)$, logo $x_1 < x < x_2$, então, $|x_1| < |x| < |x_2|$. Por hipótese $T(x_1) < T(x) < T(x_2)$, o que implica que

$$T(x) \in (-\max\{T(x_1), T(x_2)\}, \max\{T(x_1), T(x_2)\}).$$

b) $x_1 < 0$ e $x_2 > 0$.

Seja x_0 o simétrico de x_1 em relação a 0. Se $x \in (x_0, x_2)$ satisfaz o primeiro caso. Se $x \in (x_1, x_0)$ então, $|x| < |x_0| = |x_1|$, logo $|x| < |x_1| < |x_2|$, o que implica que

$$T(x) < T(x_1) < T(x_2)$$

Como T é positiva segue que

$$T(x) \in (-\max\{T(x_1), T(x_2)\}, \max\{T(x_1), T(x_2)\}).$$

c) $x_1 < 0$ e $x_2 < 0$.

Esse caso não pode ocorrer pois assumimos que $x_1 < x_2$, e não implica que $|x_1| < |x_2|$.

2º Caso) $x_1 < x_2$ e $|x_1| > |x_2|$.

a) $x_1 < 0$ e $x_2 < 0$. Seja $x \in (x_1, x_2)$, então $|x_2| < |x| < |x_1|$ o que implica que $T(x_2) < T(x) < T(x_1)$. Portanto como T é positiva

$$T(x) \in (-\max\{T(x_1), T(x_2)\}, \max\{T(x_1), T(x_2)\}).$$

b) $x_1 < 0$ e $x_2 > 0$.

Seja x_* o simétrico de x_2 em relação a 0. Se $x \in (x_1, x_*)$ caímos no caso anterior, caso contrário, ou seja, $x \in (x_*, x_2)$ implica que $|x| < |x_2| < |x_1|$, portanto $T(x) < T(x_2) < T(x_1)$, como T é positiva segue que

$$T(x) \in (-\max\{T(x_1), T(x_2)\}, \max\{T(x_1), T(x_2)\}).$$

c) $x_1 > 0$ e $x_2 > 0$. Não pode ocorrer, pois como assumimos que $x_1 < x_2$, não implica que $|x_1| < |x_2|$.

Portanto, para concluir todos os casos possíveis resta provamos que

$$x \notin (x_1, x_2) \Rightarrow T(x) \notin (-\max\{T(x_1), T(x_2)\}, \max\{T(x_1), T(x_2)\}).$$

Neste caso procede-se de forma análoga, lembrando apenas que é necessário assumir sempre $|x| > \max\{|x_i|, |x_j|\}$.

Observe que a restrição $|x| > \max\{|x_i|, |x_j|\}$ indica uma condição para os valores dos escores fatoriais em relação ao intervalo (x_i, x_j) . Nesse contexto valores pertencentes ao intervalo (x_i, x_j) representam um bom comportamento, e, valores fora desse intervalo uma mudança de comportamento. Logo, para que o monitoramento seja eficiente os valores dos escores fatoriais que simulam uma anomalia devem em grande maioria, para garantir uma boa porcentagem de acertos, ter valores em modulo superiores aos valores do elementos do intervalo (x_i, x_j) que representam um bom comportamento.

4.2 DETERMINAÇÃO DOS MODOS DE FALHA

A figura 16 é um diagrama da seção transversal típica de uma barragem à gravidade. São indicadas forças que podem atuar na estrutura, como o peso da barragem W , a componente horizontal da pressão hidrostática H_h , sua componente vertical H_v , a sub-pressão U , a pressão do gelo F_i , o aumento da pressão hidrostática provocado por terremoto E_w e a força de inércia decorrente da ação do terremoto na própria barragem E_d . O vetor resultante dessas forças é igual e contrário a R , que é a reação do terreno agindo sobre o embasamento da barragem (KRÜGER, 2008).

Na metodologia apresentada neste trabalho, não se utiliza essas forças para avaliar o risco de ocorrência de alguma anomalia, no lugar delas usa-se as leituras dos instrumentos que estão altamente relacionados com elas.

A determinação dos modos de falhas que a estrutura pode sofrer é o que permite o monitoramento, pois só após essa constatação o modelo matemático poderá ser formulado. Como visto na revisão bibliográfica, segundo os autores como Moses (1982) e Ranganathan (1987), a determinação de todos os modos de falha em um sistema estrutural é inviável, por esse motivo nesse trabalho é proposto um outro enfoque, que considera como falha qualquer comportamento que esteja fora do que é normalmente registrado. Para isso

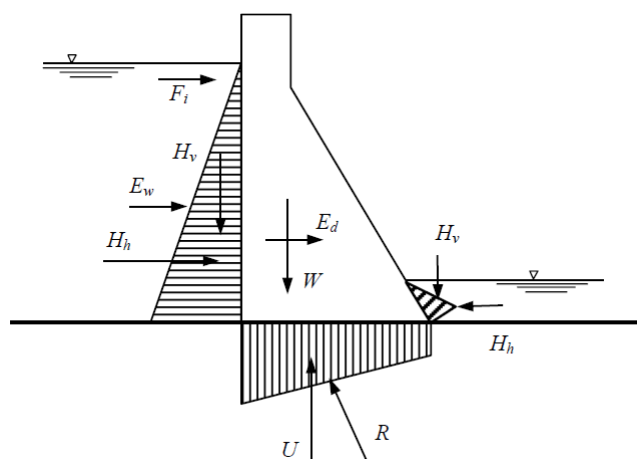


FIGURA 16 – FORÇAS ATUANTES NA SEÇÃO DE UMA BARRAGEM À GRAVIDADE
FONTE: KRÜGER, 2008

define-se um intervalo denominado mudança de comportamento e denotado por MC . Esse intervalo permite a determinação de regiões críticas que serão encontradas através de simulações das leituras dos instrumentos relacionados com uma determinada anomalia, gerando, através das análises anteriores, escores fatoriais capazes de monitorá-las.

É assumido que todos escores fatoriais são variáveis aleatórias normais padrão, e são independentes entre si, graças à análise fatorial. Além disso, eles são combinações lineares do produto do vetor das leituras dos instrumentos padronizados com a matriz dos coeficientes fatoriais, e cada escore fatorial está influenciado por alguns instrumentos, que são altamente correlacionados. A ideia é dentre os instrumentos que estão encarregados em identificar uma mesma anomalia, verificar em quais fatores eles possuem maior contribuição. Realiza-se essa associação dos instrumentos com as anomalias a partir do apresentado em Jaime (2006), Silveira (2003), Eletrobrás (2003) e pelo que foi sugerido pelos profissionais em segurança de barragens de Itaipu.

Primeiramente determina-se os intervalos MC dos n' instrumentos altamente correlacionados. Para determinar esses intervalos é analisado o comportamento dos instrumentos ao longo dos anos. No início da construção, vários instrumentos foram instalados, e alguns limites de especificação de projeto foram definidos e gerados, utilizando normas técnicas e o método dos elementos finitos (BINACIONAL, 2003). No entanto, com o passar dos anos, alguns instrumentos já apontam valores fora desses intervalos, mesmo quando problemas estruturais não tenham sido detectados. Há também casos onde os limites de especificação de projeto estão muito longe das leituras registradas por alguns instrumentos, e talvez nunca essas leituras cheguem perto dos valores limites. Então surge as seguintes perguntas. Primeiro, quando saber se leituras fora do intervalo de projeto podem provocar problemas estruturais, já que alguns instrumentos já passaram desses limites e nada de grave ocorreu? E para aqueles que estão longe de alcançarem esses limites, como confiar que valores menores que eles não podem provocar problemas estruturais mais sérios?

Realmente é difícil de responder a essas perguntas antes que as anomalias aconte-

çam. Por esse motivo define-se o intervalo MC da seguinte forma. Para cada instrumento k existem limites de especificação de projeto $IP_k = (L_i, L_s)$ e utilizando os dados coletados entre Janeiro de 2012 a Dezembro 2013, pode-se obter um intervalo para média com 95% de confiança do instrumento k denominado de $IC_k = (\ell_i, \ell_s)$. Esse período é definido como período da média e foi escolhido pelo fato dos gráficos da maioria dos instrumentos apresentarem um comportamento muito semelhante, em outros períodos há uma mudança no comportamento das leituras, provocando mudanças nos gráficos. Esse período de tempo é sempre utilizado quando for calculado o intervalo de confiança da média para um instrumento k . As figuras 17 e 18 apresentam gráficos de dois tipos diferentes de instrumentos.

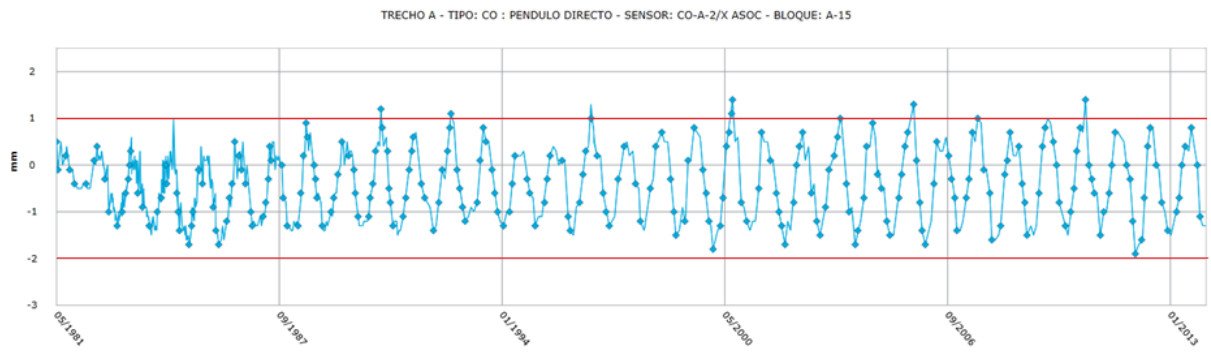


FIGURA 17 – GRÁFICO DO PÊNDULO DIREITO COM OS LIMITES DE ESPECIFICAÇÃO DE PROJETO DEFINIDOS NO INÍCIO DA CONSTRUÇÃO
FONTE: MAQUET DIGITAL DE ITAIPU, (2015)

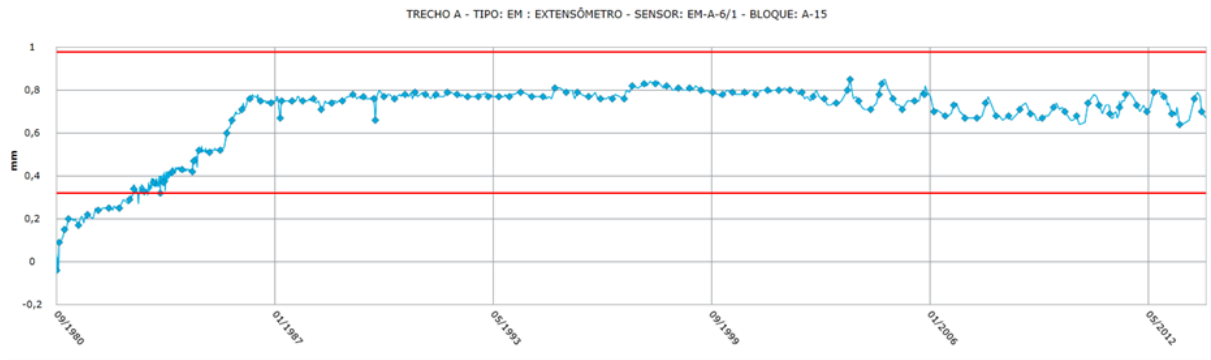


FIGURA 18 – GRÁFICO DO EXTENSÔMETRO MÚLTIPLO COM OS LIMITES DE ESPECIFICAÇÃO DE PROJETO DEFINIDOS NO INÍCIO DA CONSTRUÇÃO
FONTE: MAQUET DIGITAL DE ITAIPU, (2015)

Esse foi o fato que motivou a definição do intervalo de mudança de comportamento do instrumento k como sendo

$$MC_k = (\min \{\ell_i, L_i\} - k_1 s, \max \{\ell_i, L_i\} - k_1 s) \cup (\min \{\ell_s, L_s\} + k_2 s, \max \{\ell_s, L_s\} + k_2 s) \quad (4.1)$$

onde ℓ_i e ℓ_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, L_i e L_s são os limites inferior e superior de especificação de projeto, s é

o desvio padrão amostral das leituras do instrumento k correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são constantes, maiores ou iguais a zero, que garantam que o intervalo de mudança de comportamento possa gerar valores extremos já obtidos pelas leituras do instrumento k , mesmo que esses valores sejam raros de ocorrer e, valores distantes dos já registrados para o instrumento k .

Observe que o intervalo MC_k assim definido apresenta valores entre os limites de especificação de projeto e o intervalo de confiança da média, e, ele não sugere valores impossíveis de serem alcançados, mas que não são normalmente registrados. Por esse motivo recebe o nome de intervalo de mudança de comportamento. Valores obtidos dentro desse intervalo não sugerem um problema eminente, já que podem estar dentro dos limites de especificação de projeto ou de confiança, mas sugerem uma mudança no seu comportamento e podem servir como um aviso para um monitoramento mais detalhado.

Pode-se então definir o intervalo de bom comportamento do instrumento k , para os casos onde os instrumentos apresentam limites de especificação de projeto como sendo

$$BC_k = (\max \{\ell_i, L_i\} - k_1 s, \min \{\ell_s, L_s\} + k_2 s) \quad (4.2)$$

onde ℓ_i e ℓ_s são os limites inferior e superior do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, L_i e L_s são os limites inferior e superior de especificação de projeto, respectivamente, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento k correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são as mesmas constantes que formaram o intervalo de mudança de comportamento do instrumento k correspondente.

Nos casos onde os instrumentos k não apresentam limites de especificação de projeto definidos no momento da construção, define-se o intervalo de mudança de comportamento como sendo

$$MC_k = ((\ell_i - k_1 s) - s, \ell_i - k_1 s) \cup (\ell_s + k_2 s, (\ell_s + k_2 s) + s) \quad (4.3)$$

onde ℓ_i e ℓ_s são os limites inferior e superior do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento k correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são constantes que garantam que o intervalo de mudança de comportamento do instrumento k possa gerar valores extremos já obtidos pelas leituras de cada instrumento k , mesmo que esses valores sejam raros de ocorrer e, valores distantes dos já registrados para o instrumento k .

Para os casos onde os instrumentos k não possuem limites de especificação de projeto definidos no início da construção define-se o intervalo de bom comportamento como sendo

$$BC_k = (\ell_i - k_1 s, \ell_s + k_2 s) \quad (4.4)$$

onde ℓ_i e ℓ_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são as mesmas constantes que formam o intervalo de mudança de comportamento do instrumento k correspondente.

Não existe uma regra geral para a determinação dos valores de $\{k_1, k_2\}$, pois os mesmos dependem da característica de cada instrumento, de sua sazonalidade e principalmente do nível de sensibilidade que o proprietário da barragem desejar. Por exemplo, valores próximos de zero para essas constantes, fornecem uma sensibilidade maior, pois incluem valores já ocorridos nos últimos anos como uma mudança no comportamento. Já valores maiores podem não acusar um comportamento já ocorrido como anormal, mesmo que essa leitura tenha sido muito rara e mereça atenção.

Usando um programa gerador de números aleatórios, já implementado no software Matlab, é possível gerar vetores de simulação das anomalias, que são possíveis de monitorar a partir do que foi apresentado pela análise fatorial. Por exemplo, se três instrumentos estão relacionados com certa anomalia, basta gerar leituras para esses instrumentos em seus respectivos intervalos MC , e para os demais instrumentos gerar leituras dentro dos intervalos BC obtidos através do intervalo de confiança de 95% da média IC , fazendo isso, temos a geração de um vetor que simula essa anomalia.

É importante destacar, que essa geração por mais que seja aleatória deve seguir o seguinte princípio, se existem 3 instrumentos altamente relacionados com essa anomalia, então, antes é necessário verificar qual é o instrumento com maior influência no fator, essa informação é revelada pela análise fatorial. Além disso, a análise fatorial também revela qual é a correlação entre todos os instrumentos nesse estudo.

Assim, reordena-se os instrumentos, de forma que todos aqueles relacionados com a anomalia fiquem nos primeiros lugares, e, o primeiro instrumento deve ser o que possui maior influência no fator. Dessa forma, quando for gerado o primeiro número aleatório para o primeiro instrumento, é verificado em qual dos conjuntos do intervalo MC ele pertence, visto que o intervalo MC é formado pela união de dois conjuntos. Se por exemplo, for gerado um número do intervalo esquerdo do conjunto MC , quando for gerado o próximo número aleatório para o próximo instrumento, deve ser verificado qual é a correlação do segundo instrumento com o primeiro. Se a correlação for positiva, este número aleatório deve estar do mesmo lado esquerdo do intervalo MC do segundo instrumento, caso contrário, ou seja, se a correlação for negativa, o número aleatório deve estar do lado direito do intervalo MC do segundo instrumento. Seguindo esse princípio para todos os instrumentos, mesmo aqueles que não têm relação com a anomalia, contudo, neste caso, deve ser verificado o lado esquerdo e/ou direito do intervalo de bom comportamento BC de tais instrumentos, visto que, todos intervalos contém a média das leituras e podem ser escritos como a união de dois conjuntos, ou seja, $BC = (b_i, \bar{x}) \cup (\bar{x}, b_s)$, onde b_i e b_s são os

limites inferior e superior do respectivo intervalo de bom comportamento e \bar{x} é a média amostral das leituras coletadas nos anos 2012 e 2013 dos respectivos instrumentos.

Esse processo tem a finalidade de respeitar o comportamento da estrutura, onde os instrumentos são altamente correlacionados. Dessa forma, é garantido um vetor de simulação condizente com a realidade. O algoritmo de geração do vetor de simulação e obtenção da região crítica para uma determinada anomalia é descrito como segue.

Considere certa anomalia i , e suponha que existam m instrumentos correlacionados com a anomalia i . Considere também que desses m instrumentos, um número $m' < m$ esteja altamente correlacionado com um fator j .

Passos

1. ordene os m instrumentos em ordem decrescente, isto é, de forma que o instrumento com maior influência no fator esteja em primeiro lugar no vetor de simulação e sucessivamente;
2. gere um número aleatório para o primeiro instrumento no seu respectivo intervalo MC ;
3. gere números aleatórios para os instrumentos $2, \dots, m'$, dos seus respectivos intervalos MC , verificando suas correlações com o primeiro instrumento;
4. gere os demais números aleatórios para os demais instrumentos, dentro dos seus respectivos intervalos de bom comportamento BC , verificando as correlações com o primeiro instrumento;
5. gerar o vetor de simulação, padronizando todas as entradas, subtraindo as respectivas médias, e dividindo pelos respectivos desvios padrão das medidas obtidas por cada instrumento;
6. multiplique esse vetor pelo vetor de coeficientes fatoriais do fator j , some os resultados para obter o valor do escore fatorial correspondente E_{ij} ;
7. padronize E_{ij} obtendo z_{ij} , se necessário aplique antes a transformação em E_{ij} para torná-lo uma variável aleatória normal;
8. plote z_{ij} no eixo x , abaixo da curva normal padrão;
9. repita esse processo para um número suficientemente grande de vezes.

Nesse algoritmo, E_{ij} representa o valor encontrado do escore fatorial j quando simulado a anomalia i , z_{ij} é a transformação desse escore em variável normal padrão. Como o escore fatorial j é uma variável aleatória normal, e o valor z_{ij} foi obtido simulando uma situação atípica, o valor obtido para ele se distanciará da média 0. Se for realizada essa simulação para um número suficientemente grande de vezes, então é obtido um número

suficientemente grande de pontos no eixo x , que normalmente distanciarão da média, formando uma região em uma ou ambas as caldas da curva de Gauss, assim essas regiões são utilizadas para determinar a região crítica da anomalia i , monitorada a partir do fator j . A figura 19 adiante, apresenta um fluxograma desse algoritmo.

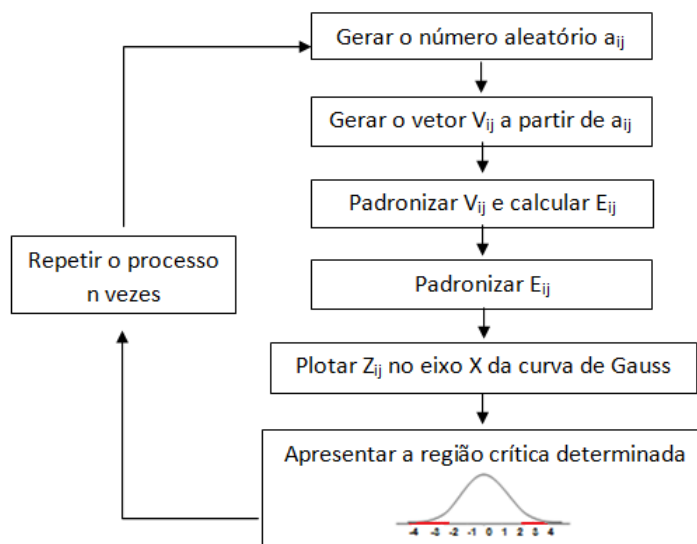


FIGURA 19 – FLUXOGRAMA DO ALGORITMO PARA DETERMINAR OS MODOS DE FALHA
 FONTE: O Autor (2016)

4.2.1 Determinação das Regiões Críticas

Para determinar as regiões críticas, são analisados os pontos plotados no eixo x . Escolhe-se região onde eles se agrupem, ignorando um número de pontos fora dela, dependendo do percentual de acerto que se deseja. Se um percentual de 90% for satisfatório ao simular um número suficientemente grande de vetores, pode-se rejeitar 10% dos pontos que estejam distantes da região onde eles mais se agrupem, e para essa região, determinar um intervalo, considerando ele como um intervalo da reta real, mesmo sabendo que esse conjunto possui pontos discretos de simulações, porém, em 90% das vezes em que foi simulada aquela anomalia, os pontos se acumularam nesse intervalo.

Suponha que a figura 20 (a), adiante, mostra a simulação de uma certa anomalia, nesse caso os pontos se concentram na calda direita da curva de Gauss, com a ocorrência de poucos pontos próximos da média. Nesse caso é ignorado os pontos próximos da média e determina-se a região crítica como sendo o intervalo formado por dois pontos de simulação de tal forma que a região onde os pontos mais se agruparam pertençam a esse intervalo.

A figura 20 (b), adiante, o caso foi oposto ao anterior, pois o pontos se concentraram na calda esquerda da curva de Gauss, e, de forma análoga define-se um intervalo da reta formada por dois pontos de simulação, de tal forma que a região onde os pontos se concentraram esteja contida nesse intervalo.

A figura 20 (c), adiante, apresenta o caso onde uma anomalia foi simulada e houve concentração dos pontos nas duas caldas da curva de Gauss. Nesse caso rejeita-se um número pequeno de pontos próximos à média, e assume-se como região crítica a união dos intervalos que contenham as regiões onde os pontos mais se concentraram nas duas caldas da curva de Gauss.

Assim, coletadas as leituras dos instrumentos instalados em algum bloco chave de uma barragem de concreto, feita as transformações necessárias de tal forma que cada instrumento possua apenas um representante mensal, e, calculado os escores fatoriais que sejam capazes de monitorar as anomalias, pode-se verificar se o valor desses escores fatoriais pertencem à uma determinada região crítica dessas anomalias. Caso ocorra, é dito que existem indícios estatísticos para acreditar que essa anomalia pode estar ocorrendo.

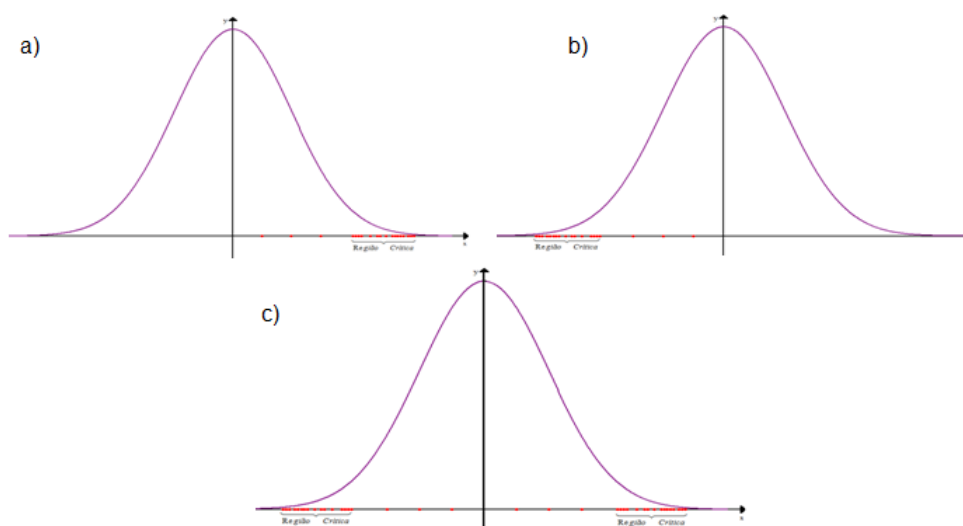


FIGURA 20 – REPRESENTAÇÃO DAS REGIÕES CRÍTICAS
FONTE: O Autor (2016)

4.3 MODELO MATEMÁTICO PARA O CASO GERAL

Define-se o modelo matemático como função de desempenho que terá o objetivo de realizar o monitoramento de um bloco de concreto de uma barragem altamente instrumentada, onde os instrumentos são correlacionados. Para o caso geral assume-se algumas hipóteses:

1. A matriz de dados amostrais é proveniente de uma população normal multivariada;
2. Todos os testes estatísticos mencionados anteriormente foram bem sucedidos;
3. A Análise Fatorial foi bem sucedida, garantindo uma explicação da variabilidade superior à 75%;
4. Todos os conjuntos de escores fatoriais possuem distribuição normal.

Agora suponha que existam n instrumentos instalados no bloco, e após a análise fatorial obteve-se j fatores. Suponha também que os instrumentos instalados no bloco sejam capazes de monitorar i anomalias, e para cada anomalia exista um número $m \leq n$ instrumentos capazes de identificar i .

Se um único fator possuir os m instrumentos, com alta contribuição no fator, capazes de monitorar a anomalia i , então apenas esse fator será necessário para diagnosticar essa anomalia. Se existir $m \leq n$ instrumentos capazes de identificar a anomalia i , com esses instrumentos distribuídos em alguns fatores com alta contribuição, então todos esses fatores são necessários para monitorar i . Assim, por exemplo, sejam as anomalias $i = \{1, 2\}$, tais que, todos os instrumentos capazes de monitorar a anomalia 1 estejam todos agrupados no fator 1, e, todos instrumentos capazes de monitorar a anomalia 2 estejam agrupados em dois fatores, a saber, 2 e 3. Logo, para o primeiro caso, utiliza-se o algoritmo descrito na figura 19, para fazer simulações com os instrumentos associados a anomalia 1, obtendo valores do escore fatorial 1 no eixo x , obtendo RC_{11} , definida como a região crítica da anomalia 1 monitorada a partir do fator 1. Para o caso da anomalia 2, utiliza-se o algoritmo apresentado na figura 19, fazendo simulações com os instrumentos capazes de monitorar essa anomalia em ambos os fatores, obtendo RC_{22} e RC_{23} , definidas com Região crítica da anomalia 2 a partir do fator 2 e região crítica da anomalia 2 a partir do fator 3. Portanto, dado um vetor de leituras mensais dos instrumentos instalados no bloco de concreto, é dito que a anomalia 1 pode estar ocorrendo quando o valor do escore fatorial 1 pertencer a RC_{11} . E para o caso da anomalia 2, é dito que pode estar ocorrendo se o escore fatorial 2 pertencer a RC_{22} e o escore fatorial 3 pertencer a RC_{23} .

Portanto, considerando um bloco de uma barragem de concreto, onde foi determinado as anomalias que os instrumentos são capazes de monitorar, e, onde as regiões críticas dessas anomalias já foram identificadas através do algoritmo descrito anteriormente, pode-se definir uma função de desempenho capaz de realizar o monitoramento, contudo, antes deve-se definir:

1. G_i é a componente da função de desempenho que monitora a anomalia i ;
2. K_{ij} é um conjunto formado apenas pelos escores fatoriais j que se relacionam com a anomalia i .
3. k_i é o número de fatores relacionados com i menos um, ou seja, $k_i = \#\{K_{ij}\} - 1$;

Portanto, a função de desempenho, é definida como sendo $G(\underline{Z})$, dada por:

$$G(\underline{Z}) = \begin{cases} G_1(\underline{Z}) &= \lambda_{11}z_1 + \lambda_{12}z_2 + \dots + \lambda_{1j}z_j + k_1 \\ G_2(\underline{Z}) &= \lambda_{21}z_1 + \lambda_{22}z_2 + \dots + \lambda_{2j}z_j + k_2 \\ \vdots & \\ G_i(\underline{Z}) &= \lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i \end{cases} \quad (4.5)$$

Com

$$\begin{cases} \lambda_{ij} = 0 & j \notin K_{ij} \text{ ou } z_j \notin RC_{ij} \\ \lambda_{ij} = \frac{-1}{z_j} & \text{se } z_j \in RC_{ij} \end{cases}$$

onde λ_{ij} representa o coeficiente da anomalia i do escore fatorial j , z_j representa o valor do escore fatorial j padronizado e RC_{ij} representa as regiões críticas definidas para a anomalia i a partir do escore fatorial j . λ_{ij} também assume o valor 0 se o fator j não tiver influência sobre a anomalia i .

Note que o valor assumido pela constante λ_{ij} depende se o valor z_j pertence ou não a sua respectiva região crítica, que foi definida na seção anterior. Logo, dessa função tira-se as seguintes conclusões:

1. $G_i(\underline{Z}) \geq 0 \quad \forall i$ apenas quando nenhuma anomalia ocorreu;
2. $G_i(\underline{Z}) < 0$ para algum i quando uma ou mais anomalias ocorreram ;
3. Os índice i 's indicam quais anomalias podem ser monitoradas pela função de desempenho e os índices j 's indicam quais fatores foram responsáveis pela ocorrência da anomalia, e, conseqüentemente quais instrumentos apresentaram valores fora de sua normalidade.

Obteve-se uma função de desempenho multivariada, onde cada componente da função é uma combinação linear de variáveis aleatórias normais padrão e portanto também possui essa distribuição de probabilidade. Apesar dessa função não utilizar as variáveis físicas normalmente utilizadas na análise de confiabilidade para determinação da função desempenho, ela preserva a condição de assumir valores menores que zero apenas quando ocorre uma ou mais anomalias. Para realizar o cálculo da probabilidade de falha de forma eficiente deve-se verificar as seguintes informações a respeito das variáveis aleatórias G_i .

1. Se os eventos G_i são dois a dois disjuntos;
2. Se os eventos G_i são todos independentes.

Se essas hipóteses forem comprovadas, o cálculo da probabilidade de falha não será uma tarefa complexa, caso contrário deve-se utilizar os conceitos da probabilidade condicional e sucessivas utilizações do cálculo de probabilidade de eventos não disjuntos sugerida por Hines *et al.* (2006).

4.4 PROBABILIDADE DE FALHA

Pretende-se calcular a probabilidade de falha a partir da função de desempenho dada pela expressão 4.5. A ideia é utilizar os conceitos de probabilidade, probabilidade

condicional e técnicas de confiabilidade estrutural conhecidas em cada componente da função de desempenho. Assim, pode-se dizer que houve uma falha na estrutura quando existe i tal que $G_i < 0$. Logo,

$$P[G(\underline{Z}) < 0] = P\left[\bigcup_i G_i < 0\right] \quad (4.6)$$

Note que o cálculo da probabilidade de falha de cada evento G_i pode ser realizado utilizando as técnicas simples de probabilidade, pois todas componentes G_i são combinações lineares de variáveis aleatórias normais padrão que são independentes entre si. No entanto, o cálculo da probabilidade de falha de todo sistema estrutural é complexa, pois exige o conhecimento da influência de cada evento G_i sobre os demais.

Portanto, a probabilidade de falha do sistema é dada pela probabilidade da união dos eventos de falha de cada componente da função de desempenho. Se as variáveis aleatórias G_i forem dois a dois disjuntas, então, essa probabilidade pode ser calculada como a soma das probabilidades de cada função G_i assumir valores menores que zero, caso contrário, deve-se usar a equação sugerida por Hines *et al.* (2006).

A obtenção da probabilidade de falha do sistema estrutural proposto a partir da função 4.5 é o problema que procura-se resolver nesse trabalho.

Logo, pode-se encontrar a probabilidade de falha de cada evento individualmente e supondo os eventos G_i independentes, pode-se encontrar uma estimativa da probabilidade de falha. Observe que para todo i as componentes da função 4.5 tem a forma

$$G_i = \lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i$$

Assim,

$$P[G_i < 0] = P[\lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i < 0] =$$

$$P[\lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j < -k_i] = P[z_1 \in RC_{i1} \cap z_2 \in RC_{i2} \cap \dots \cap z_j \in RC_{ij}]$$

Como os z_j são todas variáveis aleatórias normais padrão independentes entre si temos que

$$P[G_i < 0] = P[z_1 \in RC_{i1}] \cdot P[z_2 \in RC_{i2}] \cdot \dots \cdot P[z_j \in RC_{ij}]$$

Logo, para $RC_{nj} = (inf_{nj}, sup_{nj})$ com $n = 1, \dots, i$ temos que

$$P[z_i \in RC_{ij}] = \int_{inf_{ij}}^{sup_{ij}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz,$$

e, portanto, a probabilidade de falha do evento G_i é dada por:

$$P[G_i < 0] = \int_{inf_{i1}}^{sup_{i1}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \int_{inf_{i2}}^{sup_{i2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \dots \cdot \int_{inf_{ij}}^{sup_{ij}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz.$$

Procedendo dessa forma para todos os eventos G_i , e, supondo os eventos independentes, encontra-se uma estimativa para a probabilidade de falha do bloco chave de

concreto, dada por:

$$P[G(\underline{Z}) < 0] = P\left[\bigcup_{n=1}^i G_i < 0\right] = P[G_1 < 0] + P[G_2 < 0] + \dots + P[G_i < 0] \quad (4.7)$$

.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 APLICAÇÃO DO MODELO GERAL PARA BLOCO-CHAVE A-15 DA BARRAGEM DE ITAIPU

Nesta seção é aplicado o método descrito no capítulo anterior no bloco-chave A-15 da barragem de Itaipu.

5.1.1 Testes Estatísticos

Antes de aplicar a análise fatorial na matriz $M_{168 \times 50}$, verificou-se alguns testes estatísticos, que foram mencionados no capítulo 2.

5.1.1.1 Teste de Normalidade Multivariada

Inicialmente foi testada a normalidade multivariada da matriz de dados de dimensão 168×50 . Foi utilizado o teste computacionalmente intensivo baseado na distância de Mahalanobis (BIASE; FERREIRA, 2012). A hipótese nula desse teste afirma:

H_0 : A matriz de dados amostrais é proveniente de uma população normal multivariada .

A aplicação do teste, programado no Matlab, resultou em $p = 0,7626$ (obtido com 100.000 simulações Monte Carlo). Portanto, ao nível de significância de 0,05, a hipótese de normalidade multivariada não pode ser descartada.

5.1.1.2 Teste de Esfericidade de Bartlett

Sabendo-se da normalidade multivariada dos dados, aplicou-se o Teste de Esfericidade de Bartlett para testar a hipótese

$$\left\{ \begin{array}{ll} H_0 : & \text{A matriz de correlação é igual a matriz identidade, ou seja, } \rho = 1 \\ H_1 : & \text{A matriz de correlação é diferente da matriz identidade, ou seja, } \rho \neq 1 \end{array} \right.$$

A aplicação do teste resultou em $\chi^2 = 7988,4$ ($p = 0$), ou seja, rejeitou-se a hipótese H_0 . Portanto, a amostra multivariada é proveniente de uma população com matriz de correlação significativamente diferente da matriz identidade.

5.1.1.3 Cálculo de KMO

O cálculo da medida de adequacidade dos dados para realização de uma análise fatorial resultou em $KMO = 0,8348$. Como o valor mínimo exigido é 0,50, a amostra multivariada satisfaz essa condição.

5.1.2 Extração dos Fatores

Comprovados os resultados dos testes, aplicou-se a análise fatorial na matriz $M_{168 \times 50}$. O método adotado para obtenção dos coeficientes fatoriais foi o Método das Componentes Principais com rotação Varimax e aplicando o critério do mínimo autovalor, visto que esse método obteve uma maior porção da variância explicada, comparado com o método da Máxima Verossimilhança.

Obteve-se 9 fatores, que explicam 86,21% de toda variância, entretanto, duas variáveis apresentaram comunalidades baixas, menores que 0,70, e devido a isso uma nova análise foi realizada removendo essas variáveis. A nova análise envolveu todos os testes estatísticos realizados anteriormente, mas agora em uma matriz $M_{168 \times 48}$ para reconfirmar adequação dos dados. Novamente todos os testes foram bem sucedidos.

Com a nova análise foi obtido uma variância explicada de 87,30%, sem nenhuma variável com baixa comunalidade. A matriz com os fatores e os escores fatoriais são apresentados nos apêndices "A" e "B", respectivamente. Em vermelho, estão destacados no quadro os instrumentos que mais contribuem para cada fator, e, essas informações serão muito úteis na próxima seção para obtenção dos modos de falha mais significativos.

Os escores fatoriais gerados a partir dos coeficientes fatoriais são utilizados para a determinação dos modos de falha. Neles são realizados os testes estatísticos para comprovar se são variáveis aleatórias normais ou se serão necessárias transformações nos escores para transformá-los em variáveis aleatórias normais. Aqueles que passarem nos testes serão padronizados e utilizados no cálculo da probabilidade de falha.

5.1.3 Adequação dos Escores Fatoriais

Após obter os fatores e gerar os escores fatoriais da forma especificada no capítulo 2, foram obtidos 9 escores fatoriais, que são as variáveis aleatórias que substituirão as originais, com pouca perda de informação. Essas novas variáveis aleatórias, de acordo com a teoria da análise fatorial, são independentes entre si, e, essa propriedade será de grande ajuda no cálculo da probabilidade de falha.

Para garantir que essas novas variáveis aleatórias obtidas sejam normais, aplica-se o teste estatístico apresentados no capítulo 2, conhecido como teste de Liliefors. Aplica-se esse teste em cada escore fatorial, e, para aqueles em que a normalidade não for comprovada, será aplicada as transformações sugeridas por Johnson e Wichern (1987) e apresentadas no quadro 1 e que satisfaçam a definição 2.1. O quadro 9, abaixo, apresenta os resultados obtidos após os testes estatísticos e as transformações aplicadas.

Analizando o quadro 9, é visto que os escores fatoriais 4, 5 e 7 já possuíam a condição de normalidade, e para os escores 1 e 9 uma transformação foi realizada para garantir essa condição, nesses casos o teste de Liliefors aceita a hipótese nula e confirma a condição normalidade dos dados. Já os escores 2, 3, 6 e 8 não são normais e não encontraram

Escores Fatoriais	Transformação	Estimativas	Decisão do teste
1	$\sqrt{ x_i }$	$d = 0.05205, p > 0.20$	Normal
2	não utilizável		
3	não utilizável		
4	não	$d = 0.05531, p > 0.20$	Normal
5	não	$d = 0.03724, p > 0.20$	Normal
6	não utilizável		
7	não	$d = 0.03367, p > 0.20$	Normal
8	não utilizável		
9	$\sqrt{ x_i }$	$d = 0.4487, p > 0.20$	Normal

QUADRO 9 – TESTE LILIEFORS
FONTE: O Autor (2016)

se até o momento uma transformação para eles, logo os mesmos não serão utilizados no monitoramento da estrutura. Para a sequência do trabalho esses escores fatoriais serão padronizados e utilizados na próxima seção.

Observe que a transformação $T(x) = \sqrt{|x_i|}$ utilizada para transformar os escores fatoriais 1 e 9 em variáveis normais além de normalizar os dados também satisfaz as condições exigidas na definição 2.1. Note que $T(x) = \sqrt{|x_i|}$ é uma função positiva, e além disso, dado $x_1, x_2 \in \Re$ quaisquer, tal que, $|x_1| < |x_2|$, como a função raiz quadrada é crescente, sempre implica que $T(x_1) < T(x_2)$. Portanto, pela proposição 4.1, segue que T preserva mudança de comportamento.

5.2 DETERMINAÇÃO DOS MODOS DE FALHA

Define-se o primeiro vetor de simulação da anomalia i a partir do fator j como sendo

$$V_{ij} = (a_{11}; a_{12}; \dots; a_{1k}; a_{1,k+1}; a_{1,k+2}; \dots, a_{1,n})$$

onde, a_{1m} é o primeiro número aleatório gerado para o instrumento m do seu respectivo intervalo MC e k é a quantidade de instrumentos altamente correlacionados com a anomalia i que pertencem ao fator j , a_{p+k} são os números aleatórios gerados dos intervalos de bom comportamento BC , dos instrumentos $p+k$ com $p = 1, \dots, n-k$ e sendo n o número total de instrumentos. Para que esse vetor de simulação seja eficiente para cada fator j que é utilizado, ele deve ser reordenado de forma a deixar os instrumentos principais nas primeiras entradas e os demais na sequência, e além disso, a geração de todos os números aleatórios desse vetor, depende das correlações com o primeiro número aleatório gerado. O primeiro número aleatório é gerado do instrumento com maior representação no fator j que tenha influência com a anomalia i .

Na análise fatorial realizada foi obtido uma matriz com os coeficientes fatoriais, que são essenciais na geração dos escores fatoriais. Dessa matriz obtêm-se o vetor V_{cj}

capaz de gerar o escore fatorial j , define-se agora o vetor

$$W = \begin{cases} \frac{a_{11} - \bar{x}_1}{s_1} \\ \frac{a_{12} - \bar{x}_2}{s_2} \\ \vdots \\ \frac{a_{1,k+1} - \bar{x}_{k+1}}{s_{K+1}} \\ \frac{a_{1,k+2} - \bar{x}_{k+2}}{s_{K+2}} \\ \vdots \\ \frac{a_{1n} - \bar{x}_n}{s_n} \end{cases}$$

como sendo o vetor de simulação padronizado, onde μ_n e σ_n são, respectivamente, as médias e os desvios padrão da amostra das variáveis aleatórias, desde Janeiro de 2000 a dezembro de 2013.

Para esse caso o vetor V_{cj} possui dimensões 48×1 . Fazendo $(V_{cj})_{1 \times 48}^t \cdot W_{48 \times 1}$ obtêm-se E_{1ij} , que é o primeiro valor do escore fatorial j quando simulada a anomalia i .

Nos casos onde houve uma transformação nos escores fatoriais aplica-se T_j em E_{1ij} , onde T_j é a transformação realizada no escore j , obtendo $T_j(E_{1ij})$, padronizando obtêm-se z_{1ij} , que é a primeira variável aleatória normal padrão gerada quando simulada a anomalia i a partir do fator j . Plotando z_{1ij} na curva normal, com média zero e variância um, obtêm-se um ponto no eixo x . Esse é o primeiro ponto da região crítica que é definida para anomalia i . Repetindo esse processo para um grande número de vezes obtêm-se esse número de pontos no eixo x . Como esses pontos são gerados simulando a mesma anomalia, eles se concentram em uma ou ambas caudas da curva de Gauss, formando uma região.

As anomalias que pretende-se monitorar e as regiões críticas para cada uma, é apresentada nas próximas seções. Na sequencia do trabalho, usa-se com frequência o vetor W_a , denominado vetor de amostras das leituras das medidas padronizadas dos instrumentos instalados no bloco em um certo mês, que pretende-se verificar se houve ou não alguma anomalia na estrutura.

5.2.1 Escorregamentos e Subpressões

As forças horizontais mobilizam tensão de cisalhamento ao longo de uma superfície de baixa resistência ao cisalhamento, preferencialmente horizontal no corpo da barragem, em sua base ou em um plano de fraqueza da fundação. O resultado pode ser um deslizamento, ou seja um deslocamento para jusante (JAIME, 2006). O escorregamento de um bloco de uma barragem de concreto é quando há um movimento de abertura e deslizamento entre os blocos vizinhos, fazendo com que ele se movimente para uma determinada direção, no caso do bloco-chave A-15 esse movimento pode ocorrer na direção vertical oposta ao reservatório, quando as bases de alongamento que estão altamente correlacionados com o fator 1 apresentam resultados fora de seu estado normal de comportamento.

Como os escores fatoriais dos fatores 1 e 9, após a transformação assumem uma distribuição normal, pode-se monitorar dois tipos diferentes de escorregamento, o escorregamento na junta D e o escorregamento na brecha D. O escorregamento na junta D pode ocorrer quando existe uma mudança no comportamento das bases de alongamento instaladas no bloco-Chave A-15, em conjunto com uma subpressão detectada pelos piezômetros instalados na junta D. Do mesmo modo, um escorregamento na brecha D pode ocorrer, com uma mudança de comportamento das bases de alongamento em conjunto com uma subpressão detectada pelos piezômetros instalados na brecha D.

A subpressão na brecha D é quando os piezômetros instalados nessas regiões que se encontra a uma determinada profundidade, apresentam valores fora da normalidade. Esses instrumentos estão associados ao fator 9. No entanto, os instrumentos responsáveis em monitorar uma subpressão na junta D não estão fortemente associados com nenhum fator, e isso impede a detecção dessa anomalia.

Portanto, pode-se monitorar essas 3 anomalias, a primeira será o escorregamento na brecha D. Para determinar a região crítica dessa anomalia utiliza-se o algoritmo representado na figura 19. Faz-se simulações, onde apenas os instrumentos relacionados com o escorregamento e com a subpressão na brecha D apresentam valores dentro dos intervalos MC , e nesse caso determina-se a região crítica de anomalia 1 a partir do fator 1, $RC_{11} = (1, 7; 2, 3)$. A figura 21 apresenta a região crítica determinada.

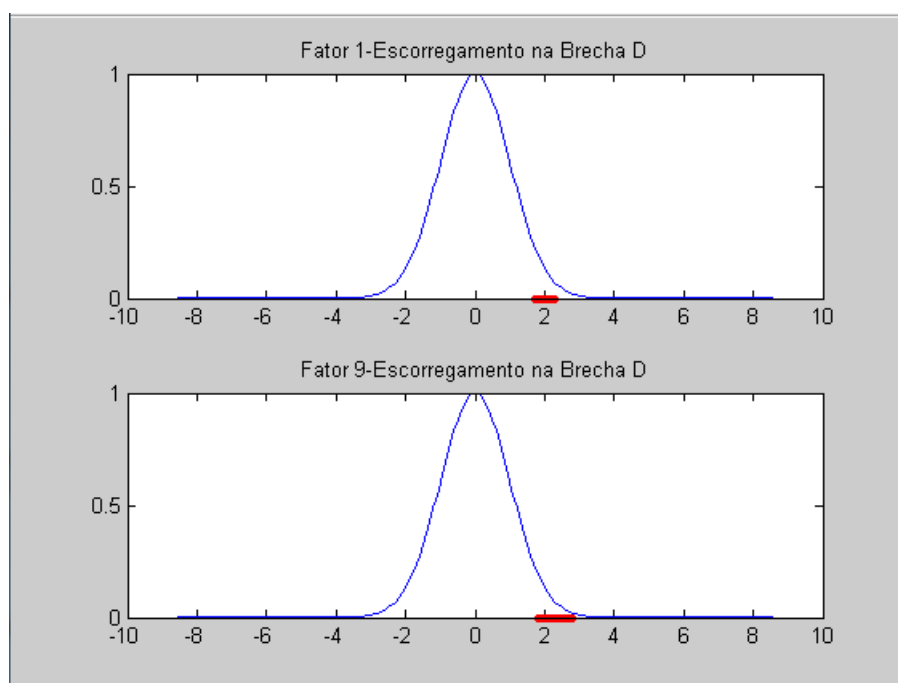


FIGURA 21 – REGIÃO CRÍTICA DO ESCORREGAMENTO NA BRECHA D
FONTE: O Autor (2016)

A segunda anomalia será apenas a subpressão na Brecha D, que pode ocorrer sem que haja um escorregamento. Como os piezômetros que monitoram tal anomalia estão associados ao fator 9, utiliza-se o algoritmo descrito na figura 19 e faz-se simulações

onde apenas os instrumentos relacionados com a subpressão na breja D apresentam valores dentro dos intervalos MC , e nesse caso determina-se a região crítica de anomalia 2 a partir do fator 9, $RC_{29} = (2, 15; 3, 13)$. A figura 22 apresenta a região crítica determinada.

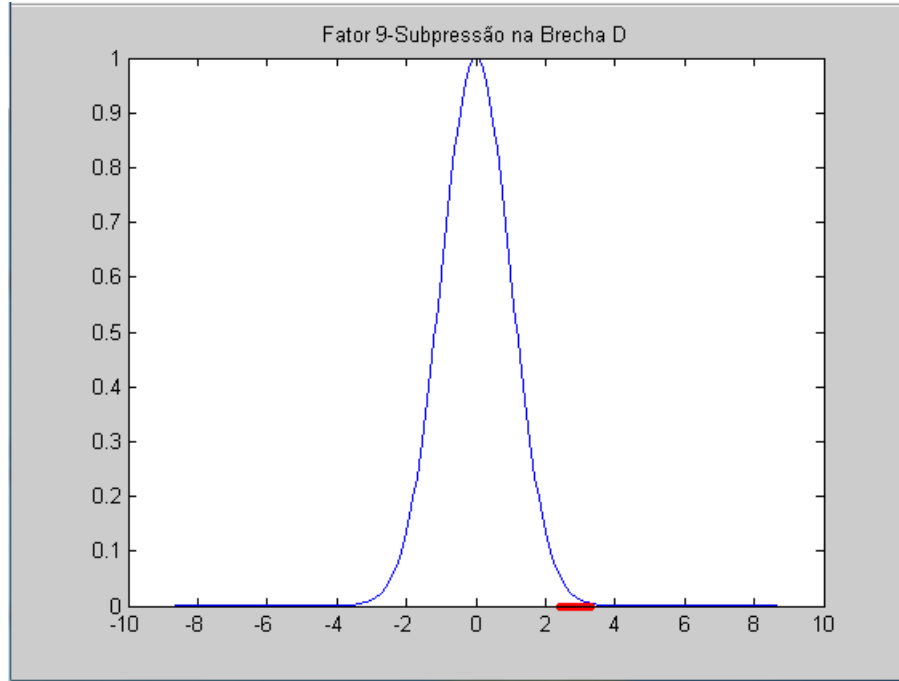


FIGURA 22 – REGIÃO CRÍTICA DA SUBPRESSÃO NA BREJA D
FONTE: O Autor (2016)

A terceira anomalia será o escorregamento na junta D. Para determinar a região crítica dessa anomalia utiliza-se o algoritmo descrito na figura 19 e faz-se simulações onde apenas os instrumentos relacionados com o escorregamento e com a subpressão na junta D apresentam valores dentro dos intervalos MC , e nesse caso determina-se a região crítica de anomalia 3 a partir do fator 1, $RC_{31} = (2, 1; 2, 6)$. A figura 23 apresenta a região crítica determinada.

Portanto, para realizar o monitoramento, dado um vetor W_a definido anteriormente, é dito que essas anomalias podem ocorrer quando:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Escorregamento na Brecha D} & \text{se } z_1, z_9 \in RC_{11}, RC_{29} \\ \text{Subpressão na Brecha D} & \text{se } z_9 \in RC_{29} \\ \text{Escorregamento e Subpressão da Junta D} & \text{se } z_1 \in RC_{31} \end{array} \right. \quad (5.1)$$

onde z_j é o valor do escore fatorial padronizado gerado a partir de W_a e do fator j , e RC_{ij} é a região crítica determinada da anomalia i a partir do escore fatorial j .

Observe que para ocorrer os escorregamentos é necessário que também ocorra a subpressão na região determinada, essa é uma condição necessária e está indicada nos quadros apresentados no capítulo 3, seção 4, que tem a função de correlacionar os instrumentos com as anomalias. Já a subpressão pode ocorrer sem que haja um escorregamento.

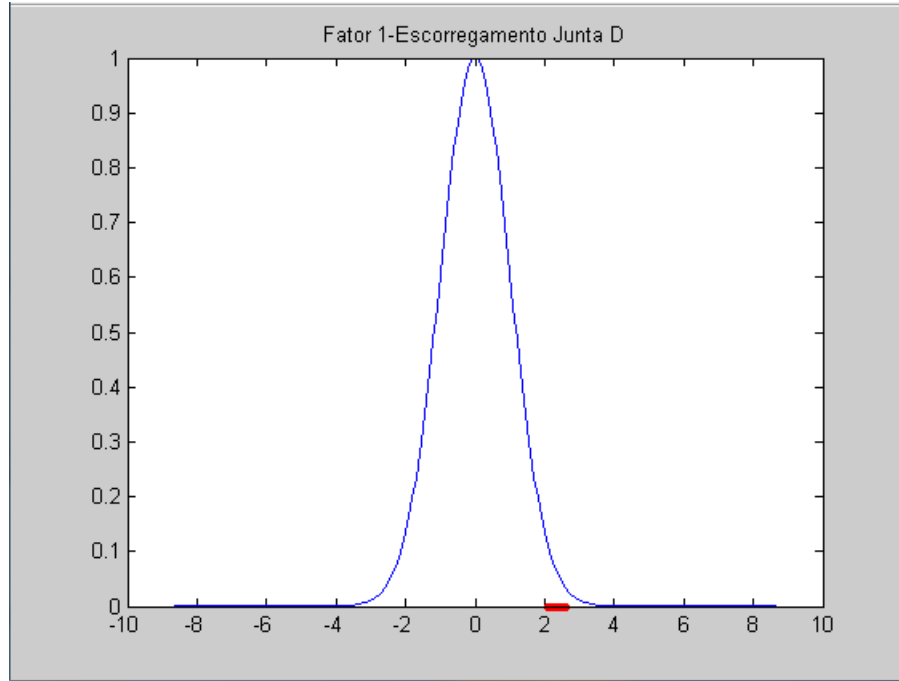


FIGURA 23 – REGIÃO CRÍTICA DO ESCORREGAMENTO NA JUNTA D
FONTE: O Autor (2016)

5.2.2 Fluência

Nas estruturas de concreto massa, onde se têm grandes volumes de concreto, deve-se ter especial preocupação com o estudo e controle da geração de calor, ocasionada da reação de hidratação do cimento. Esta geração de calor pode causar efeitos mecânicos que atingindo certos limites, pode levar a fissuração e posterior dano da estrutura. Somando-se ao controle de geração de calor, deve-se ter atenção também a um outro fenômeno mecânico causado pela acomodação dos agregados, através da ação constante de uma carga, chamado de fluência (JAIME, 2006).

Os instrumentos capazes de monitorar uma fluência são as rosetas de deformimêtro que estão altamente correlacionadas com os fatores 4, 5 e 7. E utilizando o algoritmo descrito na figura 19 faz-se simulações onde os valores desses instrumentos apresentam leituras dentro de seus respectivos intervalos MC , em todos fatores envolvidos, após um número de simulações obtém-se as regiões críticas $RC_{44} = (-3, 7; -2, 9) \cup (2, 9; 3, 7)$, $R_{45} = (-2, 9; -2, 1) \cup (2, 1; 2, 9)$ e $R_{47} = (-2, 6; -1, 6) \cup (1, 6; 2, 6)$ denominada região crítica da anomalia 4 do fator j . A figura 24, adiante, apresenta as regiões críticas obtidas para essa anomalia.

Portanto, dado um vetor W_a é dito que pode estar ocorrendo uma Fluência quando ambas situações acontecem:

$$\begin{cases} z_4 \in RC_{44} \\ z_5 \in RC_{45} \\ z_7 \in RC_{47} \end{cases} \quad (5.2)$$

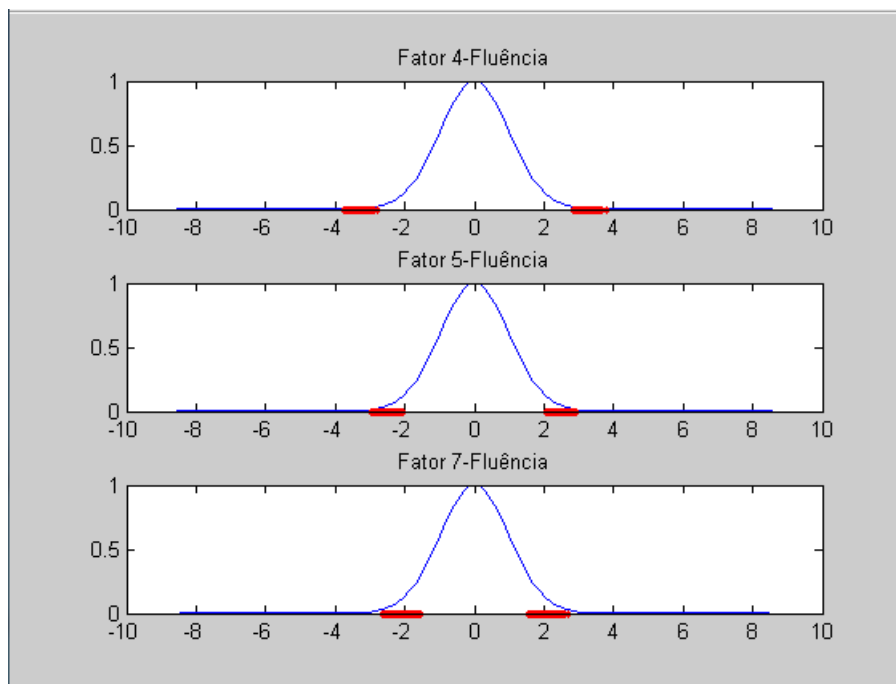


FIGURA 24 – REGIÃO CRÍTICA DA FLUÊNCIA
FONTE: O Autor (2016)

Onde z_j é o valor do escore fatorial padronizado obtido através de W_a e do fator j . Na figura 25, a seguir, está a representação desse evento na forma de sistema em paralelo.

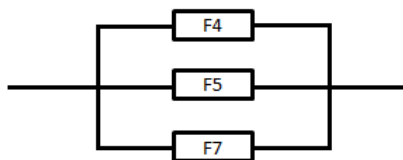


FIGURA 25 – REPRESENTAÇÃO EM SISTEMA DO EVENTO CORRESPONDENTE A FLUÊNCIA
FONTE: O Autor (2016)

5.2.3 Tombamento à Jusante

A anomalia que pretende-se monitorar agora é o tombamento, que pode acontecer na direção da montante ou da jusante, como resultado das forças atuantes na estrutura. O tombamento é o mecanismo de ruptura da barragem como um todo, tendendo a fazê-la girar em torno de um ponto A . O tombamento é, no entanto, um mecanismo raro de ocorrer. Antes da ruptura por tombamento, desenvolvem-se esforços de tração e aumento de sub-pressão na rocha, à montante. Ocorrem, também, aumentos das tensões de compressão à jusante. As forças horizontais H estão presentes e o resultado é a ruptura por deslizamento antes da ocorrência do tombamento. A barragem desliza no seu contato inferior, ao invés de girar em torno do ponto A . O mal desempenho da barragem é portanto de deslizamento, um problema que pode ser solucionado por injeções de cimento.

Para realizar esse monitoramento deve-se envolver todos os fatores que possuam os instrumentos que possam identificar um tombamento. De acordo com as funções e localidades dos instrumentos instalados nesse bloco, identificou-se os fatores que contribuem com essa tarefa, nesse caso, os fatores 1, 2, 3, 4, 5, 7, 8 e 9. No entanto, apenas os escores fatoriais 1, 4, 5, 7 e 9 são normais. Então, define-se como um possível estado de tombamento, quando todos esses fatores apresentarem a resultante dos seu escores fatoriais nas suas respectivas regiões críticas. Isso pode ser representado como um sistema em paralelo do evento tombamento. Na figura 26, abaixo, está a representação desse sistema. As regiões críticas dos fatores são obtidas utilizando o algoritmo descrito na figura 19

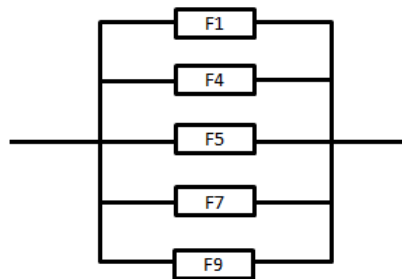


FIGURA 26 – REPRESENTAÇÃO EM SISTEMA DO EVENTO CORRESPONDENTE AO TOMBAMENTO

FONTE: O Autor (2016)

simulando valores para os instrumentos dentro de seus respectivos intervalos MC , para todos os escores fatoriais envolvidos.

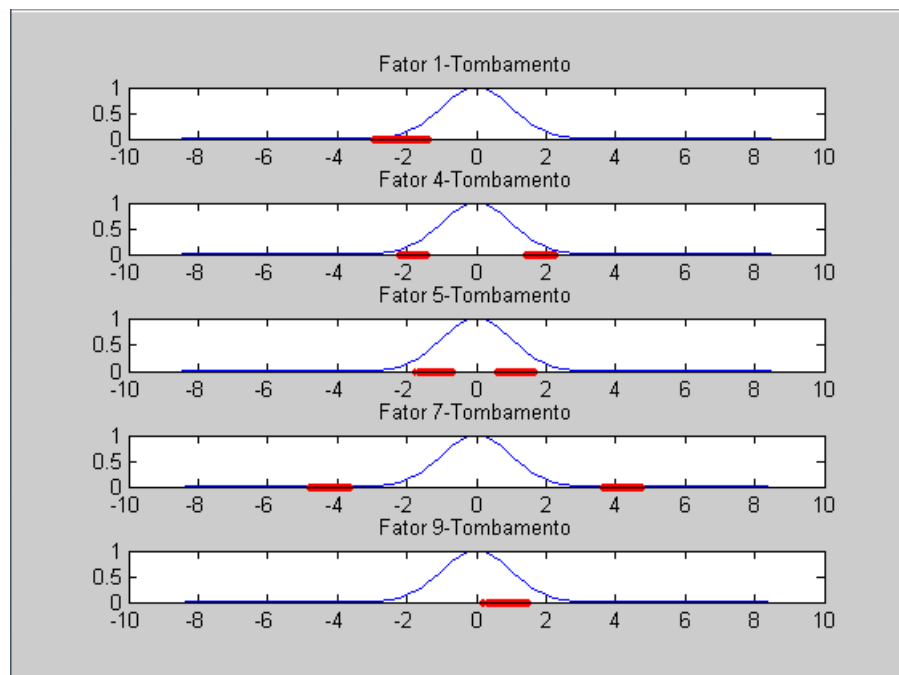


FIGURA 27 – REGIÃO CRÍTICA DO TOMBAMENTO À JUSANTE

FONTE: O Autor (2016)

A figura 27 apresenta as regiões críticas $RC_{51} = (-2, 9; -1, 4)$, $RC_{54} = (-2, 2; -1, 5)$

$\cup(1, 5; 2, 2)$, $RC_{55} = (-1, 6; -0, 7) \cup (0, 7; 1, 6)$, $RC_{57} = (-4, 7; -3, 7) \cup (3, 7; 4, 7)$ e $RC_{59} = (0, 3; 1, 4)$ obtidas. Portanto, dado um vetor W_a é dito que existe a possibilidade de ocorrer um tombamento quando ambas situações acontecem:

$$\begin{cases} z_1 \in RC_{51} \\ z_4 \in RC_{54} \\ z_5 \in RC_{55} \\ z_7 \in RC_{57} \\ z_9 \in RC_{59} \end{cases} \quad (5.3)$$

Onde z_j é o valor do escore fatorial padronizado obtido a partir de W_a e do fator j .

5.3 MODELO MATEMÁTICO

No modelo matemático define-se a função de desempenho que foi proposta no início do trabalho, e que é capaz de monitorar toda a estrutura do bloco-chave A-15 da barragem de Itaipu.

Dado o vetor de amostra mensal padronizado

$$W_a = \begin{cases} \frac{X_1 - \bar{x}_1}{s_1} \\ \frac{X_2 - \bar{x}_2}{s_2} \\ \vdots \\ \frac{X_n - \bar{x}_n}{s_n} \end{cases}$$

onde \underline{X} é o vetor das médias mensais, \bar{x}_i e s_i são, respectivamente, a média e o desvio padrão da variável i , e a função

$$H_i(W_a) = (V_{cj})_{1 \times n}^t \cdot W_{a_{n \times 1}} = E_j \quad (5.4)$$

onde $(V_{cj})_{n \times 1}$ é o vetor dos coeficientes fatoriais do fator j e E_j é o valor do escore fatorial correspondente ao mês do fator j com $j = 1, \dots, 9$ obtido através do vetor de amostra W_a . Logo, utilizando as transformações T_j , quando necessário, responsáveis em transformar os escores fatoriais em variáveis aleatórias normais, e, utilizando apenas os escores fatoriais 1, 4, 5, 7 e 9 pode-se definir o seguinte vetor

$$T(\underline{E}) = (T_1(E_1), E_4, E_5, E_7, T_9(E_9)) \quad (5.5)$$

onde $T_j(E_j)$ é o valor que o escore fatorial do fator j assume após a transformação em variável normal. Padronizando $T(\underline{E})$ utilizando as médias e os desvios padrão dos escores fatoriais normalizados obtém-se o vetor $\underline{Z} = (z_1, z_4, z_5, z_7, z_9)$.

O quadro 10 tem a função de facilitar a interpretação da função de desempenho que será definida a seguir.

índice	Anomalia	Fatores envolvidos	Regiões Críticas
1	Escorregamento na Brecha D	1, 9	21
2	Subpressão na Brecha D	9	22
3	Escorregamento na Junta D	1	23
4	Fluência	4, 5, 7	24
5	Tombamento à Jusante	1, 4, 5, 7, 9	27

QUADRO 10 – QUADRO DE COMBINAÇÃO DOS FATORES

FONTE: O Autor (2016)

Portanto, a função de desempenho, é definida como sendo $G(\underline{Z})$, dada por:

$$G(\underline{Z}) = \begin{cases} G_1(\underline{Z}) = \lambda_{11}z_1 + \lambda_{19}z_9 + 1 \\ G_2(\underline{Z}) = \lambda_{29}z_9 \\ G_3(\underline{Z}) = \lambda_{31}z_1 \\ G_4(\underline{Z}) = \lambda_{44}z_4 + \lambda_{45}z_5 + \lambda_{47}z_7 + 2 \\ G_5(\underline{Z}) = \lambda_{5,1}z_1 + \lambda_{5,4}z_4 + \lambda_{5,5}z_5 + \lambda_{57}z_7 + \lambda_{5,9}z_9 + 4 \end{cases} \quad (5.6)$$

Com

$$\begin{cases} \lambda_{ij} = \frac{-1}{z_j} & \text{se } z_j \in RC_{ij} \\ \lambda_{ij} = 0 & c/c \end{cases}$$

onde λ_{ij} representa o coeficiente da anomalia i do escore fatorial j , z_j representa o valor do escore fatorial gerado a partir do vetor de amostra padronizado W_a e do fator j e RC_{ij} representa as regiões críticas definidas para a anomalia i a partir do escore fatorial j .

Note que o valor assumido pela constante λ_{ij} depende se o valor z_j pertence ou não a sua respectiva região crítica, que foi definida na seção anterior. Logo, dessa função tira-se as seguintes conclusões:

1. $G_i(\underline{Z}) \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, 5$ apenas quando nenhuma anomalia ocorreu;
2. $G_i(\underline{Z}) < 0$ para algum $i = 1, \dots, 5$ quando uma ou mais anomalias ocorreram ;
3. Os índice $i = 1, \dots, 5$ indicam quais anomalias podem ser monitoradas pela função de desempenho e os índices $j = 1, \dots, 9$ indicam quais fatores foram responsáveis pela ocorrência da anomalia, e, conseqüentemente, quais instrumentos apresentaram valores fora de sua normalidade.

Obteve-se uma função de desempenho multivariada, onde cada componente da função é uma combinação linear de variáveis aleatórias normais padrão e portanto também possui essa distribuição de probabilidade. Essa função é capaz de diagnosticar quando uma das anomalias descritas no quadro 10 pode estar ocorrendo, ou na eminência de ocorrer, basta que alguma das componentes dessa função assuma um valor menor que zero.

Para os casos onde nem todos os escores fatoriais podem ser transformados em variáveis normais, a função de desempenho, pode dar uma previsão de quando uma dessas

anomalias podem estar ocorrendo, e, obter uma estimativa da probabilidade de falha de cada anomalia.

Observe que para todo $i = 1, \dots, 5$, as componentes da função 5.6 tem a forma

$$G_i = \lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i$$

com $\lambda_{ij} = 0$ se $j \notin K_{ij}$ e k_i o número de fatores que possuem influência sobre $\{i\}$ menos 1.

Logo,

$$P[G_i < 0] = P[\lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i < 0]$$

$$P[G_i < 0] = P[\lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j < -k_i] =$$

Como os z_i são todas variáveis aleatórias normais padrão independentes entre si temos que

$$P[G_i < 0] = P[z_1 \in RC_{i1} \cap z_2 \in RC_{i2} \cap \dots \cap z_j \in RC_{ij}] =$$

$$P[G_i < 0] = P[z_1 \in RC_{i1}] \cdot P[z_2 \in RC_{i2}] \cdot \dots \cdot P[z_j \in RC_{ij}]$$

Logo, para $RC_{ij} = (inf_{ij}, sup_{ij})$ com $i = 1, \dots, 5$ temos que

$$P[z_i \in RC_{ij}] = \int_{inf_{ij}}^{sup_{ij}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz,$$

e, portanto, a probabilidade de falha do evento G_i é dada por:

$$P[G_i < 0] = \int_{inf_{i1}}^{sup_{i1}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \int_{inf_{i2}}^{sup_{i2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \dots \cdot \int_{inf_{i6}}^{sup_{i6}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz.$$

Para o caso onde as componentes G_i não necessitam de todos os fatores para seu monitoramento, o cálculo da probabilidade de falha é simplificado, utilizando apenas as regiões críticas correspondentes.

Portanto, após analisar as regiões críticas RC_{ij} é possível determinar os intervalos $RC_{ij} = (inf_{ij}, sup_{ij})$ e pode-se efetuar o cálculo de uma estimativa da probabilidade de falha de cada componente da função de desempenho. O quadro 11 apresenta os intervalos relacionados a cada região crítica das anomalias monitoradas.

5.3.1 Escorregamento na Brecha D

$$P[G_1 < 0] = P[\lambda_{11}z_1 + \lambda_{19}z_9 + 1 < 0] = P[\lambda_{11}z_1 + \lambda_{19}z_9 < -1] = P[(z_1 \in RC_{11}) \cap (z_2 \in RC_{19})] = \int_{1,7}^{2,3} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \int_{2,15}^{3,13} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz = (0.033841) \cdot (0.014904) = 0.000504$$

5.3.2 Subpressão na Brecha D

$$P[G_2 < 0] = P[\lambda_{21}z_1 < 0] = P[(z_1 \in RC_{21})] = \int_{2,15}^{3,13} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz = 0.014904$$

Índice	Anomalia	Regiões Críticas
1	Escorregamento na Brecha D	$(1, 7; 2, 3) \cap (2, 15; 3, 13)$
2	Subpressão na Brecha D	$(2, 15; 3, 13)$
3	Escorregamento na Junta D	$(2, 1; 2, 6)$
5	Fluência	$[(-3, 7; -2, 9) \cup (2, 9; 3, 7)] \cap$ $[(-2, 9; -2, 1) \cup (2, 1; 2, 9)] \cap$ $[(-2, 6; -1, 6) \cup (1, 6; 2, 6)]$
6	Tombamento à Jusante	$(-2, 9; -1, 4) \cap$ $[(-2, 2; -1, 5) \cup (1, 5; 2, 2)] \cap$ $[(-1, 6; -0, 7) \cup (0, 7; 1, 6)] \cap$ $[(-4, 7; -3, 7) \cup (3, 7; 4, 7)] \cap (0, 3; 1, 4)$

QUADRO 11 – QUADRO DOS INTERVALOS RELACIONADOS ÀS REGIÕES CRÍTICAS
 FONTE: O Autor (2016)

5.3.3 Escorregamento Junta D

$$P[G_3 < 0] = P[\lambda_{31}z_1 < 0] = P[(z_1 \in RC_{31})] = \int_{2,1}^{2,6} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz = 0.013203$$

5.3.4 Fluência

$$\begin{aligned}
 P[G_4 < 0] &= P[\lambda_{44}z_4 + \lambda_{45}z_5 + \lambda_{47}z_7 + 2 < 0] = P[\lambda_{44}z_4 + \lambda_{45}z_5 + \lambda_{47}z_7 < -2] = \\
 &P[(z_4 \in RC_{44}) \cap (z_5 \in RC_{45}) \cap (z_7 \in RC_{47})] = \\
 &\left[\int_{-3,7}^{-2,9} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz + \int_{2,9}^{3,7} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] \cdot \left[\int_{-2,9}^{-2,1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz + \int_{2,1}^{2,9} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] \cdot \\
 &\left[\int_{-2,6}^{-1,6} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz + \int_{1,6}^{2,6} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] = \\
 &[(0.001758) + (0.001758)] \cdot [(0.015999) + (0.015999)] \cdot [(0.050138) + (0.050138)] = \\
 &[0.003516] \cdot [0.031997] \cdot [0.100276] = 0.000011
 \end{aligned}$$

5.3.5 Tombamento

$$\begin{aligned}
 P[G_5 < 0] &= P[\lambda_{51}z_1 + \lambda_{54}z_4 + \lambda_{55}z_5 + \lambda_{57}z_7 + \lambda_{59}z_9 + 4 < 0] = \\
 &P[\lambda_{51}z_1 + \lambda_{54}z_4 + \lambda_{55}z_5 + \lambda_{57}z_7 + \lambda_{59}z_9 < -4] = \\
 &P[(z_1 \in RC_{51}) \cap (z_4 \in RC_{54}) \cap (z_5 \in RC_{55}) \cap (z_7 \in RC_{57}) \cap (z_9 \in RC_{59})] = \\
 &\left[\int_{-2,9}^{-1,4} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] \cdot \left[\int_{-2,2}^{-1,5} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz + \int_{1,5}^{2,2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] \cdot \\
 &\left[\int_{-1,6}^{-0,7} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz + \int_{0,7}^{1,6} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] \cdot \left[\int_{-4,7}^{-3,7} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz + \int_{3,7}^{4,7} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] \cdot
 \end{aligned}$$

$$\left[\int_{0,3}^{1,4} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \right] = (0.078891) \cdot [(0.052904) + (0.052904)] \cdot [(0.187164) + (0.187164)] \cdot [(0.000106) + (0.000106)] \cdot (0.301332) = (0.078891) \cdot [0.105808] \cdot [0.374329] \cdot [0.000213] \cdot (0.301332) \approx 0.0000$$

5.4 VALIDAÇÃO DO MODELO MATEMÁTICO

Nesse ponto é proposto um teste para verificar a eficiência da função de desempenho 5.6 apresentada na seção anterior. Para tanto são gerada cinco matrizes $M_{500 \times 48}^i$ onde cada matriz apresenta 500 vetores com dados sintéticos simulando uma determinada anomalia i . O método de geração dos dados sintéticos segue os critérios apresentados no capítulo 4 seção 2, onde leva-se em consideração os instrumentos relacionados com cada anomalia, seus intervalos de mudança de comportamento e o instrumento de maior importância no fator.

Utiliza-se também nesse processo de validação uma matriz $R_{21 \times 48}$ com dados reais, a dimensão dessa matriz não é igual as demais matrizes pelo fato de depender das leituras realizadas dos instrumentos a partir do ano de 2014 até Setembro de 2015.

Pretende-se verificar a porcentagem de acertos do modelo matemático, para isso, é realizado o cálculo dos escores fatoriais para cada vetor de cada matriz que simule uma determinada anomalia. E, após, aplica-se os escores correspondentes na função de desempenho 5.6, verificando quais componentes dessa função apresentam valores menores que zero, o que caracteriza uma determinada anomalia. No caso da matriz com dados reais, é verificado se o modelo acusou alguma anomalia em algum determinado mês, caso isso ocorra é verificado se os instrumentos correspondentes àquela anomalia apresentaram dados em seus respectivos intervalos de mudança de comportamento, isso justificaria o fato de tal anomalia ser detectada. Utiliza-se também uma matriz $RM_{21 \times 48}$ com dados reais onde algumas linhas foram modificadas a fim de provocarem uma anomalia.

As tabelas 1, 2 e 3 a seguir apresentam os resultados obtidos pelo modelo matemático.

Na primeira linha da tabela 1 estão os resultados referentes a anomalia Escorregamento na Brecha D. Observe que após 500 simulações a função de desempenho diagnosticou 423 vezes essa anomalia, no entanto, em 77 vezes a função não conseguiu monitorá-la e indicou valores maiores que zero para a componente G_1 . Observa-se também que em 359 e 33 vezes a função de desempenho indicou a ocorrência de outras anomalias, respectivamente para $j = 2$ e $j = 3$. No caso de $j = 2$ foi indicado uma Subpressão na Brecha D. Esse fato não se caracteriza um erro, pois de acordo com a literatura, para que um escorregamento ocorra em uma determinada região é necessário que ocorra uma subpressão nessa região, além disso, os instrumentos responsáveis no monitoramento de subpressões nessa região, também são responsáveis em monitorar um escorregamento. No caso de $j = 3$, a função de desempenho indicou a ocorrência de um escorregamento

TABELA 1 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DADOS SINTÉTICOS

Validação do Modelo Matemático com Dados Sintéticos						
Anomalias	Simul.	$G_i < 0$	$G_i > 0$	$\frac{G_j < 0}{j \neq i}$	% de Erros	% de Acertos
1- Escorregamento Brecha D	500	423	77	j=2; 359	15,4	84,6
2- Subpressão Brecha D	500	499	1	j=3; 33	0,2	99,8
3- Escorregamento Junta D	500	495	5	0	1	99
4- Fluência	500	493	7	0	1,4	98,6
5- Tombamento à Jusante	500	472	28	0	5,6	94,4

FONTE: O Autor (2016)

na Junta D, isso pode ser justificado pelo fato dos instrumentos conhecidos como bases de alongâmetro serem responsáveis em monitorar tanto o escorregamento na Brecha D quanto o escorregamento na Junta D, a única alteração que ocorre entre essas anomalias são os diferentes piezômetros que são utilizados nesse monitoramento. Portanto, pode-se considerar normal quando a função de desempenho acusar essas duas anomalias quando um escorregamento na Brecha D ocorrer. Para esse caso obteve-se 84,6% de acertos.

A segunda linha apresenta os resultados referentes a Subpressão na Brecha D, para esse caso a função de desempenho conseguiu diagnosticar 499 vezes a ocorrência dessa anomalia, e em apenas uma vez ela não conseguiu identificá-la, isso garantiu um percentual de acerto de 99,8%. Nesse caso não foi diagnosticado a ocorrência de outra anomalia.

Na terceira linha estão os resultados referentes a um Escorregamento na Junta D. Nesse caso a função de desempenho conseguiu diagnosticar em 495 vezes a ocorrência dessa anomalia, mas em 5 vezes não identificou essa ocorrência. Para esse caso obteve-se 99% de acertos. Não houve a identificação de outra anomalia.

Na quarta linha estão os resultados referentes a Fluência. A função de desempenho conseguiu diagnosticar em 493 vezes a ocorrência dessa anomalia, mas em 7 vezes não identificou essa ocorrência. Para esse caso obteve-se 98,6% de acertos. Não houve a identificação de outra anomalia.

Na quinta linha estão os resultados referentes a um tombamento à Jusante. Nesse caso, a função de desempenho conseguiu diagnosticar em 472 vezes a ocorrência dessa anomalia, mas em 28 vezes não identificou essa ocorrência. Para esse caso obteve-se 94,4% de acertos. Não houve a identificação de outra anomalia.

Portanto, para validação do modelo matemático a partir de dados sintéticos, os

resultados são considerados satisfatórios, pois em todos os casos obteve-se um desempenho superior a 80%.

TABELA 2 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DADOS REAIS

Validação do Modelo		
Matemático com Dados Reais		
$M_{21 \times 48}$	$G_i < 0$	$G_i > 0$
G_1	0	21
G_2	1	20
G_3	0	21
G_4	0	21
G_5	0	21

FONTE: O Autor (2016)

A tabela 2 apresenta os resultados referentes aos dados reais, que foram coletados e padronizados a partir de Janeiro de 2014 até setembro de 2015. O objetivo dessa análise é verificar se nesse período houve a ocorrência de alguma anomalia possível de ser monitorada pela função de desempenho 5.6, e, se essa função foi capaz de identificá-la.

Ao analisar a tabela 2 observa-se que no período de Janeiro de 2014 a setembro de 2015 a função de desempenho 5.6 constatou apenas a ocorrência de uma das anomalias apresentadas no quadro 10. A anomalia diagnosticada foi uma subpressão na Brecha D, e, ocorreu em Março de 2014. De acordo com a metodologia aplicada nesse trabalho, para que essa anomalia ocorra é necessário que ocorra uma mudança no comportamento dos instrumentos conhecidos como piezômetros que estão instalados na Brecha D. Verificando o vetor que apresenta as médias das leituras mensais correspondentes ao mês de Março de 2014, comprovou-se que nesse mês de fato houve uma mudança de comportamento nas leituras desses instrumentos, o que justifica a identificação dessa anomalia pela função de desempenho 5.6. Segundo Jaime (2006), problemas com subpressões podem ser facilmente resolvidos com a desobstrução de drenos no concreto.

Cada linha da matriz $R_{21 \times 48}$ corresponde a um vetor que apresenta o comportamento do bloco chave em um determinado mês. Ficou constatado que em apenas um mês ocorreu uma determinada combinação de leituras fora da normalidade, o que justifica os resultados apresentados pelo modelo.

Para confirmar se a função de desempenho 5.6 é capaz de realizar o monitoramento do Bloco-Chave A-15 é proposto um novo teste. Escolhe-se cinco meses de forma aleatória na matriz de dados reais e modifica-os de forma que cada mês apresente uma determinada anomalia. Isso é feito alterando as leituras dos instrumentos relacionados com cada anomalia, após é realizada uma padronização dessa nova matriz, para que a partir dela possa ser calculado os escores fatoriais.

Dessa forma pode-se aplicar esses escores na função de desempenho 5.6, afim de verificar se o modelo foi capaz de identificar essas alterações nos dados, apontando nos

respectivos meses selecionados as anomalias construídas. Foram selecionados os seguintes meses, Abril de 2014, Agosto de 2014, Dezembro de 2014, Abril de 2015 e Agosto de 2015, e, em cada mes foram adicionadas respectivamente, as seguintes anomalias: Escorregamento Brecha D, Subpressão Brecha D, Escorregamento Junta D, Fluência e Tombamento a Jusante.

A tabela 3 apresenta os resultados obtidos após aplicação dos escores no modelo matemático.

TABELA 3 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DADOS MODIFICADOS

Validação do Modelo			
Matemático com Dados Modificados			
$M_{21 \times 48}$	$G_i < 0$	$G_i > 0$	linhas
G_1	1	20	4
G_2	3	18	3,4,8
G_3	1	20	12
G_4	1	20	16
G_5	1	20	20

FONTE: O Autor (2016)

A tabela 3 apresenta no período de 21 meses, quantas vezes cada componente da função de desempenho apresentou valores menores que zero e em qual linha da matriz $RM_{21 \times 48}$ isso ocorreu, além disso, também informa quantas vezes as componentes da função de desempenho apresentaram valores maiores que zero.

Como a primeira linha da matriz $R_{21 \times 48}$ corresponde as leituras realizadas em Janeiro de 2014, pode-se afirmar a partir da tabela 3, que o modelo identificou anomalias nos meses onde foram realizadas alterações nos dados para que determinadas anomalias ocorressem. Observa-se também que as anomalias ocorridas em cada mês são exatamente as que foram alteradas para os meses correspondentes, isso é verificado pelos valores obtidos pelas componentes da função de desempenho. Merece destaque a componente G_2 que apresentou valores menores que zero em três meses. Isso se deve pelo fato de o mês de Março de 2014 já apresentava essa anomalia, que corresponde a linha três da matriz $R_{21 \times 48}$, na linha quatro foi adicionada a anomalia Escorregamento na Brecha D e como visto anteriormente, nesses casos a função de desempenho também pode constatar uma subpressão na Brecha D, por fim, temos a linha oito que corresponde ao mês de Dezembro de 2014, onde foi de fato modificado o vetor da matriz $R_{21 \times 48}$, a fim de que ocorresse uma subpressão na Brecha D.

Portanto, pode-se constatar a eficiência do modelo quando aplicado os dados reais modificados.

6 CONCLUSÃO

Nesse trabalho desenvolveu-se um método alternativo para o monitoramento de anomalias em um bloco de concreto altamente instrumentado. Por ser um método estatístico, sua eficiência depende da qualidade e padronização dos dados e das comprovações de algumas hipóteses, que essencialmente são a confirmação de todos os testes estatísticos apresentados no capítulo 2, e, da condição de normalidade dos escores fatoriais, que pode algumas vezes, ser obtida através de transformações nos dados.

Para aplicação desse método, inicialmente estudou-se as funções de todos os instrumentos instalados no bloco-chave A-15 da barragem de Itaipu, descobrindo suas funções e periodicidade de leituras, com o propósito de filtrar e padronizar os dados. A partir da matriz multivariada gerada das leituras padronizadas dos instrumentos, realizou-se a análise fatorial, que gerou grupos de instrumentos altamente correlacionados. A partir desses grupos foi possível reconhecer padrões entre os fatores e anomalias na estrutura, pois em alguns casos alguns instrumentos capazes de detectar determinada anomalia na estrutura encontravam-se agrupados em um mesmo fator com alta correlação.

Notou-se que nem todos os escores fatoriais possuíam a condição de normalidade e até o momento uma transformação nos dados não foi encontrada para estes casos. Esse fato diminuiu o número de anomalias possíveis de serem diagnosticadas.

Algumas anomalias importantes que um bloco de concreto pode sofrer tais como recalques diferenciais, distensão pé de montante e abertura da cortina de injeção, não foram consideradas nesse monitoramento, pelo fato dos escores fatoriais 2 e 8 não apresentarem uma distribuição de probabilidade normal, no entanto, essas anomalias podem ser acrescentadas, se transformações em variáveis aleatórias normais forem encontradas para esses escores fatoriais.

Entretanto, mesmo para esse caso onde nem todos os escores fatoriais possuem uma distribuição normal de probabilidade, ainda é possível a determinação de regiões críticas de algumas anomalias e da função de desempenho multivariada. Como visto, a função de desempenho pode ser utilizada como uma metodologia na tomada de decisão, fornecendo não só uma previsão de que algum comportamento atípico pode estar ocorrendo na estrutura ou na eminência de ocorrer, mas também estimativas das probabilidades de falha de cada evento de falha possível de ser monitorada, utilizando para isso os conceitos de confiabilidade estrutural.

Como sugestão para melhoria do método, pretende-se otimizar a periodicidade da coleta e padronização dos dados, aplicando um planejamento estratégico tático, possibilitando a coleta dos dados em datas e horários mais próximos possíveis. Com esse planejamento pretende-se diminuir os erros de aproximações com as interpolações, e erros de correlações nos dados, já que a temperatura influencia quase todos os instrumentos.

A contribuição científica apresentada nesse trabalho consiste em uma nova metodologia para realizar o monitoramento e cálculo de estimativas da probabilidade de falha em um bloco de concreto altamente instrumentado. Como falha, nesse caso, consiste em uma mudança de comportamento em determinados instrumentos capazes de diagnosticar uma certa anomalia, a função de desempenho pode ser utilizada como um mecanismo de previsão, proporcionando tempo hábil para realizar a tomada de decisão mais eficiente. Dependendo da qualidade dos dados de onde for aplicada, essa metodologia poderá ter melhores resultados, no entanto, por ser uma metodologia nova, sua eficiência pode aumentar desde que mais estudos sejam realizados com esse fim.

REFERÊNCIAS

- AAKER, D. A. *Administração Estratégica de Mercado*. Porto Alegre: Bookman, 2012. v. 1.
- ALTHOUSE, L. A.; WARE, W. B.; FERRON, J. M. Detecting departures from normality: A monte carlo simulation of a new omnibus test based on moments. In: *in:the Annual Meeting of the American Educational Research Association*. São Diego: Research Association, 1998.
- ANA. *Conjuntura de Recursos Hídricos no Brasil*. [S.l.]: Agência Nacional de Águas - Ministério do Meio Ambiente, 2013. v. 1.
- ANG, A. H.; TANG, W. H. *Probability concepts in civil engineering planning and design*. New York: John Wiley, 1984. v. 2.
- ANG, A. H. S.; MA, H. F. On the reliability of structural systems. In: *Proc. 3rd Intl. Conf. on Structural Safety and Reliability*. Trondheim: Elsevier Scientific Pub, 1981.
- BAECHER, G. B.; CHRISTIAN, J. T. *Reliability and Statistics in Geotechnical Engineering*. Massachusetts: Wiley, 2003.
- BARBOSA, A. H. *Análise de Confiabilidade Estrutural Utilizando o Método de Monte Carlo e Redes Neurais*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2004. 146 f. Engenharia Civil.
- BARLOW, R. E.; PROSCHAN, F. *Statistical theory of reliability*. New York: John Wiley and Sons, 1965.
- BIASE, A. G.; FERREIRA, D. F. Teste computacionalmente intensivo baseado na distância de mahalanobis para normalidade multivariada. *Bras. Biom*, Universidade Federal de Lavras, v. 30, n. 1, p. 1 – 22, 2012.
- BINACIONAL, D. T. da I. *Itaipu- Usina Hidrelétrica- Aspectos de Engenharia*. Foz do Iguaçu: TAB Marketing Editorial, 2003.
- BINACIONAL, I. *Descrição do Funcionamento do Vertedouro*. Foz do Iguaçu, 1990.
- BUCHER, G. C.; BOURGAND, U. A fast and efficient response surface approach for structural reliability problems. *Struct Safety*, n. 7, p. 57 – 66, 1990.
- BUREAU. *Policy and procedures for dam safety modification decision making*. Denver, 1989.
- BURY, K.; KREUZER, H. The assessment of the failure probability for a gravity dam. *Water Power and Dam Construction*, v. 38, n. 12, p. 36 – 40, 1985.
- BURY, K.; KREUZER, H. The assessment of the failure probability for a gravity dam. *Water Power and Dam Construction*, v. 38, n. 2, 1986.
- CARVAJALINO, J. L. *Acoplamento de Estados Limites na Avaliação da Confiabilidade Estrutural de Dutos e Estruturas*. Tese (Doutorado) - Centro Técnico Científico da PUC, Rio de Janeiro: [s.n.], 2010. 139 f. Engenharia Mecânica.

- CHENG, S. T.; YEN, B. C.; TANG, W. H. *Overtopping Risk for an Existing Dam*. Urbana - Illinois: Department of civil engineering university of Illinois, 1982. v. 37.
- CONOVER, W. J. The kolmogorov goodness-of-fit test. In: _____. *Practical Nonparametric Statistics*. New York: John Wiley and Sons, 1999. p. 428 – 433.
- CORNELL, A. C. A probabilistic- based structural code. *American Concrete Institute Jornal*, v. 66, p. 974 – 985, 1969.
- COROTIS, R. B.; NAFDAY, A. M. Structural system reliability using linear programming and simulation. *Journal of Structural Engineering*, v. 10, n. 115, p. 2435 – 2447, 1989.
- CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS, J. F. *Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*. São Paulo: Atlas, 2009.
- DERMAN, C.; ROSS, S. Reliability for a system with dependent components. *Probability in the Engineering and Informational Sciences*, Cambridge University Press, v. 9, n. 1, p. 59 – 63, 1995.
- DIBIAGIO, E. Monitoring of dams and their foundations. In: *Proc. Of Twentieth Congress on Large Dams*. Beijing: General Report, 2000. p. 1459 – 1545.
- DITLEVSEN, O.; BJERAGER, P. Methods of structural systems reliability. *Structural Safety*, v. 3, n. 3 and 4, p. 195 – 229, 1986.
- DONG-SEOK, K.; SEUNG-YONG, K.; SONG, J.; HYUN-MOO, K. System reliability analysis using dominant failure modes identified by selective searching technique. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 119, p. 316 – 331, 2013.
- DRAPER, N. R.; EVANS, M.; GUTTMAN, I. A bayesian approach to system reliability when two components are dependent. *Comput. Statist*, v. 7, p. 39 – 49, 1989.
- DUARTE, J. M. G.; CALCINA, A. M.; GALVÁN, V. R. *Instrumentação geotécnica de Obras Hidrelétricas Brasileiras: Alguns Casos Práticos Atuais*. Curitiba, Brasil: COBRAMSEG, 2006.
- ELETROBRÁS Critérios de Projeto Civil de Usinas Hidrelétricas. Rio de Janeiro, 2003. v. 1.
- ENGINEERS, D. of the Army U.S. Army Corps of. *Intrumentation for Concrete Structures*. Washington, 1987. Disponível em: <http://www.publications.usace.army.mil/Portals/76/Publications/EngineerManuals/EM_1110-2-4300.pdf>.
- ENGINEERS, D. of the Army U.S. Army Corps of. *Instrumentation of embankment dams and levees*. Washington, 1995. Disponível em: <http://www.publications.usace.army.mil/Portals/76/Publications/EngineerManuals/EM_1110-2-1908.pdf>.
- FABER, M. H. Risk in safety civil, surveying and environmental engineering. *Risk in Safety*, p. 171 – 182, 2006.
- FANNELLI, M.; GIUSEPPETTI, C.; BONALDI, P.; MAROZO, A.; RICCONI, R. Simulation of service life of a dam: A new approach to design and safety evaluation. In: *in:Proceedings of the International Conference on Safety of Dams. Coimbra, April 23-28*. University of Coimbra, Portugal: J. Laginha Serafim, 1984.

- FIESSLER, B.; NEUMANN, B.; RACKWITZ, R. Quadract limit states in structure reability. *ASCE J Eng Mech Div*, v. 105, n. 4, p. 661 – 676, 1979.
- FREUDENTHAL, A. M. Realiability of parallel structural systems. *The Safety of Structures*, v. 112, p. 125–180, 1947.
- GIULIANI, F.; MCGRATH, S.; NETZER, E.; CASTRO, F. G. *Dam Safety Management: Operational Phase of the Dam Life Cycle*. Foz do Iguaçu, 2003.
- GOLDBERG, G. E. *Genetic algorithms in search optimization and machine learning*. Wesley: U Michigan Press, 1989.
- GORMAN, M. R. *Reliability of Structural Systems*. Tese (Doutorado) — Case Western Reserve University, Tese (Doutorado) - Case Western Reserve University, Cleveland-Ohio, 1979. 79 f. Civil Engineering.
- HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. *Multivariate Data Analysis*. New York: MacMillan, 1992.
- HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. *Análise multivariada de dados*. Porto Alegre: Bookman, 2005.
- HALDAR, A.; MAHADEVAN, S. *Probability, Reliability, and Statistical Methods in Engineering Design*. New York: John Wiley, 2000.
- HASOFER, A. M.; LIND, N. An exact and invariant first-orden reability format. *Jornal of Engineering Mechanics*, v. 100, n. 1, p. 111 – 121, 1974.
- HENLEY, E. J.; KUMAMOTO, H. *Reliability engineering and risk assessment*. New York: Englewood Cliffs, 1981.
- HINES, W. W.; MONTGOMERY, D. C.; GOLDSMAN, D. M.; BORROR, C. M. *Probabilidade e Estatística na Engenharia*. Rio de Janeiro: LTC, 2006.
- HOLLAND, J. H. *Adaptation in natural and artificial systems*. Oxford: U. Michigan Press, 1975. v. 8.
- HURTADO, J. E.; ALVAREZ, D. A. Classification approach for reliability analysis with stochastic finite-element modeling. *Structural Engineering ASCE*, v. 129, n. 8, p. 1141 – 1149, 2003.
- ICOLD. *Automation in monitoring the safety of dams*. Paris, 1982.
- ITAIPU, C. H. de. *Análise do Comportamento do Vertedouro - Trecho A*. Foz do Iguaçu, 2003.
- JAIME, G. F. *Desempenho de Obras Geotécnicas*. Recife: Editora Universitária UFPE, 2006.
- JAMES, B. *Probabilidade: um curso em nível intermediário*. Rio de Janeiro: Instituto de Matemática Pura e Aplicada, 1981. v. 12.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. New Jersey: Prentice Hall, 1987. v. 1.

- KAISER, H. F.; RICE, J. Educational and psychological measurement. *J. Little Jiffy*, v. 34, p. 111 – 117, 1974.
- KARAMCHANDANI, A. Structural system reliability analysis methods. *Department of Civil Engineering*, n. 83, 1987.
- KAYMAZ, I. Application of kriging method to structural reliability problems. *Structural Safety*, v. 27, p. 133 – 151, 2004.
- KIM, S.; NA, S. Response surface method using vector projected sampling points. *Structural Safety*, v. 1, n. 19, p. 3 – 19, 1997.
- KREUZER, H.; BURY, K. A probability based evaluation of the safety and risk of existing dams. In: *Proceedings of the International Conference on Safety of Dams. Coimbra, April 23-28*. Portugal: University of Coimbra, 1984.
- KRÜGER, C. M. *Análise de Confiabilidade Estrutural Aplicada às Barragens de Concreto*. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba: [s.n.], 2008. 157 f. Métodos Numéricos em Engenharia.
- LAFITTE, R. Probabilistic risk analysis of large dams - its value and limits. *International Water Power and Dam Construction*, v. 45, n. 3, p. 13 – 16, 1993.
- LANGSETH, A. M.; PERKINS, M. The influence of dam failure probabilities on spillway analysis. In: *Proceedings of Conference on Frontiers in Hydraulic Engineering. ASCE*. New York: ASCE, 1983.
- LE, K. V.; LI, V. D. Modeling and analysis of systems with multimode components and dependent failures. *IEEE Transactions on Reliability*, v. 38, n. 1, p. 68 – 75, 1989.
- LEE, H.-L.; MAYS, L. W. Advances in risk and reliability analysis for hydraulic structures. In: *Proceedings of Conference on Frontiers in Hydraulic Engineering*. New York: ASCE, 1983.
- LEE, Y.; SONG, J. Risk analysis of fatigue-induced sequential failures by branch-and-bound method employing system reliability bounds. *Journal of Engineering Mechanics*, v. 12, n. 137, p. 807 – 821, 2011.
- LEE, Y.; SONG, J. Finite-element-based system reliability analysis of fatigue-induced sequential failures. *Reliability Engineering and System Safety*, n. 108, p. 131 – 141, 2012.
- LEONARDS, G. A. Discussion on differential settlement of buildings. *Journal of Geotechnical Engineering Division*, R. Grant and J. T. Christian and E. H. Vanmarke, v. 101, p. 700 – 702, 1975.
- LILLIEFORS, H. W. On the kolmogorov-smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American Statistical Association*, American Statistical Association, v. 62, n. 318, p. 399 – 402, 1967.
- LIU, P. L.; KIUREGHIAN, A. D. Multivariate distribution models with prescribed marginals and covariances. *Probabilistic Engineering Mechanics*, v. 1, n. 2, p. 105 – 112, 1986.

- LIU, P. L.; KIUREGHIAN, A. D. Classification approach for reliability analysis with stochastic finite-element modeling. *Structural Safety*, n. 9, p. 161 – 177, 1991.
- LUZ, G. M.; LUNA, S. L. Sistema computadorizado de instrumentação do concreto. In: *In: Reunião Anual do IBRACON*. Brasília: [s.n.], 1983.
- MALHOTRA, N. K. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. Porto Alegre: Bookman, 2001. v. 1.
- MATOS, S. F. *Avaliação de Instrumentos para Auscultação de Barragem de Concreto*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2002. 106 f. Construção Civil.
- MELCHERS, R. *Analysis and Prediction*. Chichester: Wiley, 1999. v. 2.
- MELCHERS, R. E. Structural system reliability assessment using directional simulation. *Structural Safety*, n. 16, p. 23 – 37, 1994.
- MELCHERS, R. S. Reliability of parallel structural systems. *structural engineering*, v. 109, n. 11, p. 2651 – 2665, 1983.
- MENDES, M.; PALA, A. Type i error rate and power of three normality tests. *Journal of Information and Technology*, v. 2, n. 2, p. 135 – 139, 2003.
- MINGOTI, S. A. *Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada*. Belo Horizonte: UFMG, 2007.
- MOSES, F. System reliability developementes in structural engineering. *Struct Safety*, n. 1, p. 3 – 13, 1982.
- MUROTSU, Y.; OKADA, H.; TAGUCHI, K.; GRIMMELT, M.; YONEZAWA, M. Automatic generation of stochastically dominant failure modes of frame structures. *Structural Safety*, v. 2, p. 17 – 25, 1984.
- PATE-CORNELL, M. E. Warning systems: Application to the reduction of risk costs for new dams. In: *Proceedings of the International Conference on Safety of Dams*. Coimbra. Portugal: University of Coimbra, 1984.
- PRISCU, R.; STEMATIU, D. Some design criteria for large dams on basis of probabilistic concept of safety. In: *in: Proceedings of the International Conference on Safety of Dams*. Coimbra, April 23-28. University of Coimbra, Portugal: J. Laginha Serafim, 1984.
- RACKWITZ, R. A preview and some perspectives. *Structural reliability*, v. 23, p. 125 – 180, 2001.
- RACKWITZ, R.; FIESSLER, B. Structural reliability under combined load sequences. *Computers and Structures*, v. 9, p. 489 – 494, 1978.
- RAJASHEKHAR, M. R. A new look at the response surface approach for reliability analysis. *Struct Safety*, n. 12, p. 205 – 220, 1993.
- RANGANATHAN, R. Generation of dominant modes and reliability analysis of frames. *Structural Safety*, v. 4, n. 3, p. 217 – 228, 1987.

- RAZALI, N. M.; WAH, Y. B. Power comparisons of shapiro-wilk, kolmogorov-smirnov, lilliefors and anderson-darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, v. 2, n. 1, p. 21 – 33, 2011.
- RENCER, A. C. *Methods of multivariate analysis*. New York: John Wiley, 2002. v. 1.
- RUGGIERO, M. A. G.; LOPES, V. L. R. *Cálculo Numérico: aspectos teóricos e computacionais*. [S.l.]: Person, 2010.
- SAGRILO, L. V. S. *Análise de confiabilidade estrutural usando métodos analíticos FORM e SORM*. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro: [s.n.], 1994. 151 f. Doutorado em Engenharia Civil.
- SANTOS, S. R. *Análise de Confiabilidade Estrutural Utilizando o Método de Monte Carlo e Redes Neurais*. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba: [s.n.], 2012. 110 f. Métodos Numéricos.
- SAYÃO, A. *A segurança de Barragens brasileiras*. 2014.
- SCALETTA, M.; MESANIA, F.; OSTERLE, J. P. Regulatory framework for dam safety - comparative assessment. In: *Presented at Hydrovision Brazil*. Rio de Janeiro: Paul C. Rizzo Associates, Inc, 2012. p. 25 – 27.
- SHAO, S.; MUROTSU, Y. Approach of failure mode analysis of large structures. *Probabilistic Engineering Mechanics*, n. 14, p. 169 – 77, 1999.
- SHAPIRO, S. S.; WILKS, M. B. An analysis of variance test for normality. *Biometrika*, Biometrika Trust, v. 52, n. 3/4, p. 591 – 611, 1965.
- SHETTY, N. K. Selective enumeration method for identification of dominant failure paths of large structures. *Proceedings of OMAE conference, ASME. Safety and Reliability*, v. 2, p. 381 – 91, 1994.
- SILVEIRA, J. F. A. *Instrumentação e Comportamento de Fundações de Barragens de Concreto*. São Paulo: Oficina de Textos, 2003.
- SRIVIDYA, A.; RANGANATHAN, R. Automatic generation of stochastically dominant failure modes in frame structures for reliability studies. *Structural Safety*, n. 37, p. 15 – 23, 1992.
- STEDINGER, J.; HEATH, D.; NAGARWALLA, N. Event tree simulation analysis for dam safety problems risk analysis. In: *Risk Analysis and Management of Natural and Man-Made Hazards*. New York: ASCE, 1989.
- THOFT-CHRISTENSEN, P.; MUROTSU, Y. *Application of structural systems reliability theory*. Berlin: Springer-Verlag, 1986.
- THOMPSON, K. D.; STEDINGER, J. R.; HEATH, D. C. Evaluation and presentation of dam failure and flood risks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, v. 123, n. 4, 1997.
- THUN, J. L. V. Application of decision analysis techniques in dam safety evaluation and modification. In: *Proceedings of the International Conference on Safety of Dams*. Portugal: University of Coimbra, 1984.

- THURSTONE, L. L. Multiple factor analysis. *Psychological Review*, v. 38, p. 406 – 427, 1931.
- TRIVEDI, K. S. *Probability and Statistics with Reliability, Queuing, and Computer Science Applications*. New York: Prentice-Hall, 2000.
- VANMARCKE, E. H. Matrix formulation of reliability analysis and reliability based design. *Comp. Structure*, v. 13, 1971.
- VANMARCKE, E. H. Risk management to improve dam safety. In: *in: Proceedings of the International Conference on Safety of Dams. Coimbra*. University of Coimbra, Portugal: J. Laginha Serafim, 1984.
- VANMARCKE, E. H.; BOHNENBLUST, H. Risk-based decision analysis in dam safety. In: *in: Report of the Project Risk-Based Assessment of Safety of Dams*. Cambridge, MA.: Massachusetts Institute of Technology, 1982. p. 731.
- VENTER, G.; HAFTKA, R. T. Minimum-bias based experimental design for constructing surfaces in structural optimization. In: *Proceedings of the 38th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC structures*. Kissimmee: structural dynamics and materials conference, 1997. p. 970 – 1053.
- VILLWOCK, R. *Técnicas de Agrupamento e a Hierarquização no contexto KDD- Aplicação a dados Temporais de Instrumentação Geotécnica-Estrutural da Usina Hidrelétrica de Itaipu*. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba: [s.n.], 2009. 125 f. Métodos Numéricos.
- WIDMANN, R. Possibilities of improving the safety of large dams. In: *in: Proceedings of the International Conference on Safety of Dams. Coimbra, April 23-28*. Portugal: University of Coimbra, 1984.
- WIERZBICKI, W. *Safety of Structures as a Probabilistic Problem*. Warsaw: Przegląd Techniczny, 1936.
- WILSON, K. B. *On the experimental attainment of optimum conditions*. Manchester: J Roy Stat Soc, 1951.
- XIAO, Q.; MAHADEVAN, S. Fast failure mode identification for ductile structural system reliability. *Journal of Structural Engineering ASCE*, v. 4, n. 13, p. 207 – 26, 1994.
- YEN, B. C.; CHENG, S. T.; TANG, W. H. Reliability of hydraulic design of culverts. In: *Proceedings of International Conference on Water Resources Development*. Taipei - China: IAHR APD Second Congress, 1980. p. 991 – 1001.
- YOSELOGFF, W. *Finite Mathematics*. New York: Worth Publishing, 1975.
- ZHANG, Y.; KIUREGHIAN, A. D. First-excursion probability of uncertain structures. *Probabilistic Engineering Mechanics*, v. 9, n. 1, p. 135 – 143, 1994.

APÊNDICE A – FATORES

	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
CO-A-2/X	0,703	0,124	-0,643	0,037	-0,005	0,097	0,127	0,006	-0,020
CO-A-2Y	-0,441	-0,021	0,805	-0,017	0,051	-0,091	-0,043	0,097	0,008
EM-A-6/1	0,254	0,397	0,249	0,052	0,067	-0,022	0,007	0,652	0,310
EM-A-6/2	0,101	0,398	0,144	0,023	0,056	-0,180	0,048	0,770	0,217
EM-A-7/1	-0,173	0,903	-0,125	0,000	-0,030	-0,009	0,007	0,053	0,272
EM-A-7/2	-0,064	0,905	-0,157	0,009	0,001	0,057	0,033	-0,020	0,274
EM-A-8/1	-0,053	0,908	0,052	-0,024	0,025	0,011	-0,005	0,254	0,178
EM-A-8/2	-0,107	0,923	0,054	-0,005	0,004	0,079	-0,017	0,166	0,203
PG-A-11	0,287	0,205	0,316	0,065	0,089	0,590	-0,062	-0,258	-0,172
PS-A-38	0,453	-0,241	-0,087	0,062	0,005	0,407	0,119	0,595	-0,135
PS-A-41	-0,091	0,401	0,067	0,014	-0,021	0,033	0,003	0,030	0,843
PS-A-42	0,498	-0,289	0,186	0,020	0,125	0,399	0,211	-0,153	0,414
PS-A-43	-0,081	0,472	0,102	-0,011	0,014	0,012	-0,002	0,158	0,764
PS-A-44	0,002	-0,592	0,353	-0,059	0,156	0,409	-0,008	0,247	-0,024
PS-A-45	-0,028	0,438	0,057	0,029	0,046	-0,027	0,035	0,142	0,808
TI-A-5	-0,795	0,001	-0,413	-0,003	-0,192	0,049	-0,149	-0,085	-0,059
TI-A-8	0,743	-0,169	-0,071	-0,014	0,051	-0,083	0,182	-0,111	-0,301
TN-A-2	0,414	-0,076	0,802	0,004	0,185	0,094	0,152	0,100	0,063
TS-A-2	-0,867	-0,100	0,403	-0,034	-0,067	-0,046	-0,171	-0,063	-0,019
JS-A-27/d	-0,798	-0,068	-0,333	-0,007	-0,086	-0,161	-0,084	-0,169	-0,149
JS-A-27/a	0,952	-0,189	-0,001	0,056	0,078	0,052	0,099	-0,021	-0,062
JS-A-28/as	0,925	0,138	-0,084	0,034	0,075	-0,029	0,128	0,071	0,097
JS-A-28/ab	0,950	-0,203	0,044	0,052	0,086	0,042	0,117	0,022	-0,060
RD-A-6/tr4	0,318	0,009	-0,122	0,034	0,784	0,060	0,274	0,003	0,040
RD-A-6/tr5	0,233	-0,039	0,358	-0,040	0,765	0,027	0,171	0,097	0,024
RD-A-6/tr1	0,226	-0,004	-0,023	-0,125	0,895	-0,016	-0,053	0,032	0,005
RD-A-6/tr2	-0,239	0,034	-0,718	-0,074	0,481	-0,070	-0,264	-0,083	-0,060
RD-A-6/tr3	-0,137	0,035	-0,773	-0,025	0,484	-0,060	-0,057	-0,102	-0,047
JS-D-1/ab	0,930	-0,232	0,069	0,051	0,098	0,060	0,126	0,070	-0,143
JSA-D-1/de	0,917	0,162	-0,103	0,020	0,102	0,092	0,128	0,116	0,116
JS-D-2/ab	0,933	-0,209	0,116	0,044	0,107	0,075	0,130	0,064	-0,120
JS-D-2/as	0,283	-0,423	-0,650	0,056	-0,088	0,210	0,081	0,020	-0,040
JS-D-3/ab	0,884	-0,064	-0,311	0,031	0,046	0,099	0,052	-0,065	-0,082
JS-D-3/de	0,917	0,241	-0,086	0,037	0,067	0,062	0,142	0,090	0,053
RD-A-4/tr1	0,412	0,029	-0,130	0,059	0,035	0,053	0,820	0,105	-0,025
RD-A-4/tr2	0,251	-0,068	0,617	-0,012	0,220	-0,011	0,616	0,072	0,054
RD-A-4/tr3	0,447	-0,006	0,139	0,052	0,189	0,010	0,767	-0,016	0,068
RD-A-4/tr4	0,440	0,059	-0,507	0,091	0,024	0,029	0,690	-0,021	0,003
RD-A-4/tr5	0,078	0,108	-0,768	0,116	-0,192	0,025	0,303	0,020	-0,115
RD-A-5/tr1	-0,033	-0,004	0,216	-0,909	0,089	-0,004	-0,048	0,021	-0,022
RD-A-5/tr2	-0,214	0,023	-0,301	-0,847	-0,075	-0,047	-0,187	-0,084	-0,030
RD-A-5/tr3	-0,097	-0,010	-0,298	-0,872	-0,041	-0,050	-0,028	-0,094	0,021
RD-A-5/tr4	0,095	-0,017	0,184	-0,912	0,110	0,009	0,119	-0,007	0,040
RD-A-5/tr5	-0,009	-0,014	0,152	-0,859	0,042	0,013	-0,029	0,067	-0,039
TEMP	-0,618	-0,059	0,716	0,008	-0,002	-0,027	-0,082	-0,022	0,023
NIVEL	0,124	0,058	-0,301	0,023	-0,061	0,837	0,048	0,041	0,124
PS-A-39	0,576	0,714	0,091	0,055	0,017	0,121	0,006	-0,107	0,009
PS-A-46	0,741	-0,140	0,074	-0,008	0,152	0,358	0,246	0,290	-0,003
Expl.Var	13,306	5,825	6,551	3,970	2,858	1,895	2,829	1,940	2,780
Prp.Totl	0,277	0,121	0,136	0,083	0,060	0,039	0,059	0,040	0,058

QUADRO 12 – PESOS OU CARGAS FATORIAIS
FONTE: O Autor (2015)

APÊNDICE B – COEFICIENTES

	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
CO-A-2/X	0,055	0,021	-0,091	-0,006	-0,025	0,008	-0,013	0,002	0,002
CO-A-2Y	-0,037	0,012	0,119	0,007	0,026	-0,019	0,022	0,033	-0,046
EM-A-6/1	0,011	0,016	0,002	0,006	0,000	-0,045	-0,054	0,331	0,020
EM-A-6/2	-0,010	0,018	-0,022	-0,002	0,001	-0,124	-0,013	0,432	-0,036
EM-A-7/1	-0,017	0,171	-0,008	-0,004	0,002	0,034	0,029	-0,023	-0,034
EM-A-7/2	-0,010	0,178	-0,007	-0,003	0,010	0,067	0,030	-0,075	-0,027
EM-A-8/1	-0,014	0,190	0,014	-0,011	0,015	0,043	0,006	0,097	-0,117
EM-A-8/2	-0,019	0,196	0,020	-0,006	0,012	0,088	0,008	0,039	-0,102
PG-A-11	0,003	0,142	0,091	0,015	0,040	0,368	-0,051	-0,198	-0,160
PS-A-38	-0,026	-0,044	-0,047	-0,003	-0,021	0,203	-0,004	0,379	-0,110
PS-A-41	0,013	-0,065	-0,016	0,002	-0,022	-0,015	-0,019	-0,093	0,386
PS-A-42	0,024	-0,119	0,019	-0,003	0,009	0,165	0,025	-0,178	0,276
PS-A-43	0,007	-0,037	-0,013	-0,004	-0,008	-0,020	-0,022	-0,009	0,313
PS-A-44	-0,047	-0,125	0,022	-0,013	0,050	0,224	-0,022	0,159	0,029
PS-A-45	0,012	-0,057	-0,023	0,006	0,000	-0,053	-0,014	-0,024	0,350
TI-A-5	-0,084	0,000	-0,070	0,003	-0,022	0,096	0,033	0,025	-0,024
TI-A-8	0,073	0,020	0,014	-0,012	-0,016	-0,096	0,016	-0,066	-0,100
TN-A-2	0,029	0,001	0,126	0,000	0,031	0,021	0,011	-0,020	-0,002
TS-A-2	-0,074	-0,011	0,056	0,006	0,013	0,040	0,018	-0,010	-0,018
JS-A-27/d	-0,077	-0,002	-0,053	0,008	0,016	-0,026	0,066	-0,021	-0,045
JS-A-27/a	0,101	-0,030	0,012	0,005	-0,016	-0,051	-0,068	-0,050	0,026
JS-A-28/as	0,100	0,011	-0,005	-0,003	-0,020	-0,094	-0,053	-0,017	0,048
JS-A-28/ab	0,098	-0,035	0,016	0,004	-0,016	-0,057	-0,060	-0,025	0,023
RD-A-6/tr4	-0,036	0,007	-0,031	0,027	0,288	0,021	0,071	-0,028	-0,001
RD-A-6/tr5	-0,028	0,007	0,041	0,012	0,276	0,007	0,027	0,013	-0,028
RD-A-6/tr1	-0,007	0,005	-0,018	0,002	0,341	-0,015	-0,085	0,003	-0,011
RD-A-6/tr2	-0,026	-0,002	-0,123	0,009	0,224	-0,013	-0,115	0,014	-0,002
RD-A-6/tr3	-0,039	-0,002	-0,130	0,014	0,215	-0,015	-0,022	-0,007	0,003
JS-D-1/ab	0,087	-0,026	0,019	0,003	-0,009	-0,040	-0,051	0,015	-0,027
JSA-D-1/de	0,086	0,017	-0,011	-0,008	-0,007	-0,019	-0,053	0,008	0,040
JS-D-2/ab	0,087	-0,021	0,027	0,002	-0,007	-0,031	-0,050	0,004	-0,022
JS-D-2/as	0,000	-0,114	-0,117	0,002	-0,040	0,083	0,008	0,062	0,083
JS-D-3/ab	0,092	-0,001	-0,032	-0,002	-0,016	-0,009	-0,076	-0,057	0,006
JS-D-3/de	0,088	0,051	0,000	-0,004	-0,019	-0,029	-0,040	-0,007	-0,008
RD-A-4/tr1	-0,060	0,021	-0,024	-0,016	-0,032	0,007	0,368	0,035	-0,054
RD-A-4/tr2	-0,043	0,003	0,092	-0,015	0,038	-0,026	0,269	-0,026	-0,016
RD-A-4/tr3	-0,040	0,007	0,022	-0,007	0,022	-0,027	0,327	-0,070	0,010
RD-A-4/tr4	-0,038	0,012	-0,078	-0,004	-0,025	-0,012	0,301	-0,024	-0,005
RD-A-4/tr5	-0,038	0,028	-0,118	0,008	-0,069	0,019	0,160	0,060	-0,063
RD-A-5/tr1	0,008	0,014	0,030	-0,231	0,000	0,015	0,004	0,014	-0,026
RD-A-5/tr2	0,009	0,003	-0,048	-0,216	-0,039	0,001	-0,036	-0,005	0,007
RD-A-5/tr3	0,006	-0,013	-0,050	-0,227	-0,040	-0,015	0,029	-0,026	0,040
RD-A-5/tr4	0,006	0,002	0,025	-0,238	-0,005	0,009	0,072	-0,019	0,012
RD-A-5/tr5	0,006	0,011	0,019	-0,222	-0,018	0,022	0,012	0,047	-0,035
TEMP	-0,054	0,003	0,109	0,014	0,019	0,032	0,027	-0,027	-0,020
NIVEL	-0,059	0,021	-0,051	-0,012	-0,016	0,497	0,014	0,011	0,009
PS-A-39	0,069	0,198	0,057	0,006	-0,009	0,065	-0,053	-0,142	-0,124
PS-A-46	0,015	-0,022	-0,002	-0,018	0,014	0,153	0,025	0,137	-0,026

QUADRO 13 – COEFICIENTES DOS ESCORES FATORIAIS
FONTE: O Autor (2015)

APÊNDICE C – ALGORITIMOS IMPLEMENTADOS

GERA VETORES DE SIMULAÇÃO ALEATÓRIOS

```

function [valor]= geraAleatorio(data,pos, intervalo,col)
if (data(pos,1)==1)
    if (data(pos,col+29)==1)
        if (intervalo==1)
            esq=data(pos,11);    dir=data(pos,12);
        else
            esq=data(pos,13);    dir=data(pos,14);
        end
    else
        if (intervalo==1)
            esq=data(pos,13);    dir=data(pos,14);
        else
            esq=data(pos,11);    dir=data(pos,12);
        end
    end
end
else
    //Escolhe o aleatório baseado no valores das colunas da média.
    if (data(pos,col+29)==1)
        if (intervalo==1)
            esq=data(pos,8);    dir=data(pos,9);
        else
            esq=data(pos,9);    dir=data(pos,10);
        end
    else
        if (intervalo==1)
            esq=data(pos,9);    dir=data(pos,10);
        else
            esq=data(pos,8);    dir=data(pos,9);
        end
    end
end
valor=(dir-esq).*rand()+ esq;
end

```

```

function [dadosPlotagem] =principal(anomalia)
data=xlsread('dados.xlsx',anomalia);
//informa quais fatores deverão ser usados dependendo
//da anomalia
if(strcmp(anomalia,'EscBrechaD'))
    vFatores={3,7};
    vetCoef={17,21};
    vetMediaDesv={22,23;30,31};
    else if(strcmp(anomalia,'SubpBrechaD'))
        vFatores={7};
        vetCoef={21};
        vetMediaDesv={30,31};
        else if(strcmp(anomalia,'EscJuntaD'))
            vFatores={3};
            vetCoef={17};
            vetMediaDesv={22,23};
            else if(strcmp(anomalia,'Fluencia'))
                vFatores={4,5,6};
                vetCoef={18,19,20};
                vetMediaDesv={24,25;26,27;28,29};
                else if(strcmp(anomalia,'Tombamento')
                || strcmp(anomalia,'BomComp'))
                    Fatores={3,4,5,6,7};
                    vetCoef={17,18,19,20,21};
                    vetMediaDesv={22,23;24,25;26,27;28,29;30,31};
                end
            end
        end
    end
end
[linha]=size(vFatores);
mSimulacao=zeros(linha,48);
mSimulacaoGeral=zeros(linha,48);
vetSomaEscores=zeros(linha,48);
vetEscoreFatorial=zeros(linha,1);
// encontra o maior valor da coluna de fatores e sua posição.
[l,c]=size(vFatores);
[maior,pos]=maiorValor(data,vFatores{1});
for x=1:c

```

```

co=1;
//define a quantidade de simulações
if(strcmp(anomalia,'Fluencia'))
h=0;
end
for j=1:2500
intervalo = round((2-1).*rand() + 1);
//verifica se está sendo gerado o aleatório para o
//maior valor para a simulação de bom comportamento,
//pois deve ser pego da média e não da mudança de comportamento.

if(strcmp(anomalia,'BomComp'))
//gera valor aleatório para o maior fator das anomalias
    if (intervalo==1)
        esq=data(pos,8); dir=data(pos,9);
    else
        esq=data(pos,9); dir=data(pos,10);
    end
else
    if (intervalo==1)
        esq=data(pos,11); dir=data(pos,12);
    else
        esq=data(pos,13); dir=data(pos,14);
    end
end
end
valorM=(dir-esq).*rand() + esq;
mSimulacao(x,pos)=valorM;
mSimulacaoGeral(x,pos)=(valorM-data(pos,9))/data(pos,16);
//completa valores de simulação baseado no primeiro valor
//(maior valor) e a matriz de simulação geral
//((valor-media)/dev. Pad.

soma=0;
for i=1:48
    if(i ~= pos)
        valor=geraAleatorio(data,i,intervalo,vFatores{1});
        mSimulacao(x,i)=valor;
        mSimulacaoGeral(x,i)=(valor-data(i,9))/data(i,16);
    end
end

```



```

end
//Gera os escores fatoriais.
if(strcmp(anomalia,'Fluencia'))
h=0;
end
for i=1:48
col=vetCoef{x};
mult=mSimulacaoGeral(x,i)*data(i,col);
vetSomaEscores(x,i)=mult;
soma=soma+mult;
end
if(strcmp(anomalia,'Fluencia'))
h=0;
end
if(vFatores{x}== 3 || vFatores{x}== 7 )
resultado=sqrt(abs(soma));
else
resultado=soma;
end
media=data(1,vetMediaDesv{x,1});
desvPad = data(1,vetMediaDesv{x,2});
vetEscoreFatorial(x,1)=(resultado-media)/desvPad;
dadosPlotagem(x,co)=vetEscoreFatorial(x,1);
soma=0;
co=co+1;
end
end
function plotar (dados,f,anomalia,fator)
linhas,colunas] = size(dados);
figure;
for i=1:linhas
p=dados(i,1:colunas);
x = -10:0.1:10;
y = gaussmf(x,[1 0]);
subplot(f,1,i);
plot(x,y,p,0,'r. ');
title([fator{i},' - ',anomalia]);
end

```

```

end
//Gera os gráficos das anomalias
for i=1:6
    aba={'EscBrechaD', 'SubpBrechaD', 'EscJuntaD', 'Fluencia',
        'Tombamento', 'BomComp'};
    anomalia={'Escorregamento na Brecha D', 'Subpressao na Brecha D',
        'Escorregamento Junta D', 'Fluencia',
        'Tombamento', 'Bom Comportamento'};
    dados = principal(aba{i});
    if ( i==3)
        n=1;
        fat={'Fator 1'};
        else if (i==1)
            n=2;
            fat={'Fator 1','Fator 9'};
            else if (i==4)
                n=3;
                fat={'Fator 4','Fator 5','Fator 7'};
                else if (i == 2)
                    n=1;
                    fat={'Fator 9'};
                    else if (i == 5 || i==6)
                        n=5;
                        fat={'Fator 1','Fator 4','Fator 5','Fator 7','Fator 9'};
                    end
                end
            end
        end
    end
    end
    end
    end
    plotar(dados,n,anomalia{i},fat);
end

```

VALIDAÇÃO A PARTIR DE DADOS SINTÉTICOS

```

//Matriz de simulação geral
data=xlsread('dados.xlsx',aba);
//informa quais fatores deverão ser usados dependendo da anomalia
mSimulacao=zeros(500,48);
mSimulacao_excel=zeros(500,48);
mSimulacaoGeral=zeros(500,48);

```

```

[maior , pos]=maiorValor ( data , fator );
    if ( strcmp ( aba , 'Fluencia ' ))
        i=0;
    end
    for linha=1:500
        intervalo = round ((2-1).*rand () + 1);
        if ( strcmp ( aba , 'BomComp' ))
            if ( intervalo==1)
                esq=data ( pos , 8); dir=data ( pos , 9);
            else
                esq=data ( pos , 9); dir=data ( pos , 10);
            end
        //gera valor aleatório para o maior fator das anomalias
        else
            if ( intervalo==1)
                esq=data ( pos , 11); dir=data ( pos , 12);
            else
                esq=data ( pos , 13); dir=data ( pos , 14);
            end
        end
        valorM=(dir-esq).*rand () + esq;
        mSimulacao ( linha , pos)=valorM;
        mSimulacao_excel ( linha , pos)=valorM;
        mSimulacaoGeral ( linha , pos)=(valorM-data ( pos , 9))/ data ( pos , 16);
    //completa valores de simulação baseado no primeiro
    //valor(maior valor) e a matriz de simulação geral
        soma=0;
        for i=1:48
            if ( i ~= pos)
                valor=geraAleatorio ( data , i , maior , intervalo , fator );
                mSimulacao ( linha , i)=valor;
                mSimulacao_excel ( linha , i)=valor;
                mSimulacaoGeral ( linha , i)=(valor-data ( i , 9))/ data ( i , 16);
            end
        end
    end
    end
    xlswrite ( 'validacao_modelo_matematico.xls ',
mSimulacaoGeral , aba , 'A1' );
    xlswrite ( 'matriz_simulacao.xls ',

```

```

        mSimulacao_excel,aba,'A1');
        Scores(data,mSimulacaoGeral,aba);
end
function Scores(data,matriz,aba)
vetCoef=data(1:48,17:21);
matrizEscores=zeros(500,5);
matrizEscores=matriz*vetCoef;
mediaZ1= data(1,22);
desvPadZ1 = data(1,23);
mediaZ5= data(1,30);
desvPadZ5 = data(1,31);
    for i=1:500
        z1=sqrt(abs(matrizEscores(i,1)));
        z5=sqrt(abs(matrizEscores(i,5)));
        matrizEscores(i,1)=(z1-mediaZ1)/desvPadZ1;
        matrizEscores(i,5)=(z5-mediaZ5)/desvPadZ5;
    end
    xlswrite('Scores.xls',matrizEscores,aba,'A1');
end
clear;
aba={'EscBrechaD','SubpBrechaD','EscJuntaD','Fluencia',
'Tombamento',};
    for i=1:5
        anomalia={'Escorregamento na Brecha D','Subpressao na Brecha D',
'Escorregamento Junta D','Fluencia','Tombamento',
'Bom Comportamento'};
        if (i==1 || i==3 || i==5)
            fator = 3;
        else
            if(i==2)
                fator= 7;
            else
                if(i==4)
                    fator = 4;
                end
            end
        end
    end
    end
    matrizSimulacaoGeral(aba{i},fator);
end

```

APLICA DADOS SINTÉTICOS NO MODELO MATEMÁTICO

```

function [] = Catarino()
aba={'EscBrechaD ','SubpBrechaD ','EscJuntaD ','Fluencia ','Tombamento'};
for i=1:5
ng1=0;ng2=0;ng3=0;ng4=0;ng5=0;
data=xlsread('Scores.xls',aba{i});
for l=1:500)
    if(pertence(data(l,1),1.7,2.3)) l11=-1/data(l,1);
    else l11=0;
    end
    if(pertence(data(l,5),2.15,3.13)) l19=-1/data(l,5);
    else l19=0;
    end
    g1=l11*data(l,1)+l19*data(l,5)+1;
    if(pertence(data(l,5),2.23,3.13)) l29=-1/data(l,5);
    else l29=0;
    end
    g2=l29*data(l,5);
    if(pertence(data(l,1),2.1,2.6)) l31=-1/data(l,1);
    else l31=0;
    end
    g3=l31*data(l,1);
    if(pertence(data(l,2),-3.7,-2.9)
    || pertence(data(l,2),2.9,3.7))
    l54=-1/data(l,2); else l54=0;
    end
    if(pertence(data(l,3),-2.9,-2.1)
    || pertence(data(l,3),2.1,2.9))
    l55=-1/data(l,3); else l55=0;
    end
    if(pertence(data(l,4),-2.6,-1.6)
    || pertence(data(l,4),1.6,2.6))
    l57=-1/data(l,4); else l57=0;
    end
    g4=l54*data(l,2)+l55*data(l,3)+l57*data(l,4)+2;
    if(pertence(data(l,1),-2.9,-1.4)) l61=-1/data(l,1);
    else l61=0;

```

```

end
if (pertence (data (1,2), -2.2, -1.5)
|| pertence (data (1,2), 1.5, 2.2))
l64=-1/data (1,2); else l64=0;
end
if (pertence (data (1,3), -1.6, -0.7)
|| pertence (data (1,3), 0.7, 1.6))
l65=-1/data (1,3); else l65=0;
end
if (pertence (data (1,4), -4.7, -3.7)
|| pertence (data (1,4), 3.7, 4.7))
l67=-1/data (1,4); else l67=0;
end
if (pertence (data (1,5), 0.3, 1.4)) l69=-1/data (1,5);
else l69=0;
end
g5=l61*data (1,1)+l64*data (1,2)+l65*data (1,3)+l67*data (1,4)+
+l69*data (1,5)+4;
if (g1<0) ng1=(ng1+1);end
if (g2<0) ng2=(ng2+1);end
if (g3<0) ng3=(ng3+1);end
if (g4<0) ng4=(ng4+1);end
if (g5<0) ng5=(ng5+1);end
end
porcentagens=[ng1, ng2, ng3, ng4, ng5];
xlswrite ('Resultados.xls', porcentagens, aba{i}, 'A1');
end
end

```

VALIDAÇÃO DADOS REAIS

```

function [matriz_padronizada]=Padronizacao (matriz)
matriz_padronizada=zeros (21,48);
for i=1:48
for j= 1:21
matriz_padronizada (j, i)=
(matriz (j, i)-matriz (22, i))/matriz (23, i);
end
end
end

```

```

//Gera os escores fatoriais

function Scores(data,matriz)
vetCoef=data(1:48,17:21);
matrizEscores=zeros(21,5);
matrizEscores=matriz*vetCoef;
mediaZ1= data(1,22);
desvPadZ1 = data(1,23);
mediaZ5= data(1,30);
desvPadZ5 = data(1,31);
    for i=1:21
        z1=sqrt(abs(matrizEscores(i,1)));
        z5=sqrt(abs(matrizEscores(i,5)));
        matrizEscores(i,1)=(z1-mediaZ1)/desvPadZ1;
        matrizEscores(i,5)=(z5-mediaZ5)/desvPadZ5;
    end
    xlswrite('Scores.xls',matrizEscores,'dados','A1');
end
//Aplica os escores no modelo matemático
data=xlsread('dados.xlsx');
matriz=xlsread('dados_reaisM.xlsx');
matrizP=Padronizacao(matriz);
Scores(data,matrizP);
Catarino();

```